

Sistema geográfico para la representación de opiniones asociadas a la vacunación COVID-19

César Eduardo Monroy Pérez, Belém Priego-Sánchez,
Gabriela A. García-Robledo, José A. Reyes-Ortiz

Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Azcapotzalco,
Departamento de Sistemas,
México

cesarmonroy77@gmail.com, {abps, gagr, jaro}@azc.uam.mx

Resumen. En México la distribución de vacunas COVID-19 se hizo de acuerdo al lugar de residencia y edad de cada habitante. En ocasiones una persona puede tener más de una opción de módulos de vacunación debido a la magnitud de personas pertenecientes a la misma localidad, esta información puede ser de utilidad junto con la opinión de las personas que ya acudieron previamente para desarrollar una idea del nivel de atención del personal, el tiempo estimado de aplicación o la opinión de los usuarios de acuerdo a cada módulo de vacunación. Este trabajo recupera información de Twitter para analizarla y mostrar la opinión general de las personas acerca de cada módulo de vacunación. El resultado es representado en un mapa interactivo de México, donde se muestra la ubicación de cada módulo, el tipo de opiniones que tiene (positivas, negativas o neutras) y el nombre oficial del sitio de aplicación. Las principales aportaciones de este artículo son: un mapa interactivo de México, información de los distintos módulos de vacunación, un módulo de recuperación de opiniones de la red social Twitter, un analizador de opiniones automático y la representación de información entendible para el usuario final.

Palabras clave: Análisis de sentimientos, representación de información, recuperación de información.

Geographic Representation System of Opinions Associated with Vaccination COVID-19

Abstract. In Mexico, the distribution of vaccines COVID-19 was made according to the place of residence and age of each inhabitant. Sometimes a person may have more than one choice of vaccination modules due to the magnitude of people belonging to the same locality, This information can be useful, together with the opinion of people who have already visited previously, to develop an idea of the staff's level of attention, the

estimated time of application or the opinion of the users according to each vaccination module. This work retrieves information from Twitter to analyze it and show the general opinion of people about each vaccination module. The result is represented in an interactive map of Mexico, where the location of each module is shown, the type of opinions it has (positive, negative or neutral) and the official name of the application site. The main contributions of this article are: an interactive map of Mexico, information on the different vaccination modules, a module for retrieving opinions from the social network Twitter, an automatic opinion analyzer and the representation of understandable information for the end user.

Keywords: Sentiment analysis, information representation, information retrieval.

1. Introducción

A partir de que surgieron las vacunas para combatir el virus COVID-19, en México se decidió comenzar con múltiples módulos de vacunación [1] para que cada habitante decida donde realizarse la aplicación de su vacuna a partir de su lugar residencia, primer apellido y edad; por ejemplo, si una persona vive en la alcaldía Gustavo A. Madero de la CDMX podría acudir el día que se le asigne a dos distintas sedes: “Centro cultural Jaime Torres Bodet” y “Escuela Nacional Preparatoria #9”, debido a esta múltiple opción el usuario necesita conocer el tipo de atención del personal a través de las opiniones de las personas, con el objetivo de conocer el tiempo de espera, atención al ciudadano o mejor organización, sin dejar de lado la necesidad de conocer la dirección exacta del módulo al que se desea acudir, para que su experiencia sea lo mejor posible. Por lo tanto, se realizó un sistema que representa la calidad de servicio de cada módulo de vacunación y dirección utilizando las opiniones recuperadas de la red social Twitter.

Twitter [2] es una red social que permite recuperar los comentarios de los usuarios a través de distintos métodos. Para este trabajo la biblioteca de python `snsrape` [3] funciona como metodo de recuperación, obteniendo información que permite realizar un análisis de polaridad con ayuda de la biblioteca de python `sentiment_analysis_spanish` [4], que utiliza la clasificación Naïve Bayes [5] para predecir el sentimiento de las oraciones en español, clasificando las opiniones de los usuarios en tres categorías: positiva, negativa o neutra, contando con un precisión de validacion del 90 %.

Naïve Bayes es un algoritmo simple y poderoso para la clasificación, con una suposición de independencia entre los predictores. Naïve Bayes es fácil de construir y útil para conjuntos de datos muy grandes [5].

La connotación social proporciona una perspectiva de la calidad de servicio que se está brindando en cada módulo de vacunación. Por ello, el objetivo principal de este trabajo es realizar un sistema capaz de representar en un mapa

interactivo la calidad del servicio de los módulos de vacunación en México, a partir de un análisis de polaridad en opiniones de usuarios, para servir de auxiliar en la decisión de una sede para la aplicación de la vacuna contra el COVID-19, Además, obtener una perspectiva de la calidad de servicio percibida en los centros de vacunación dentro del territorio de México, debido a que un análisis de esta información aun no ha sido publicado. utilizando áreas de investigación, tales como, recuperación y extracción de información, análisis de sentimientos, procesamiento de lenguaje natural y representación de información.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presentan los avances más importantes y recientes respecto a las áreas de investigación de este trabajo, tales como: a) análisis de sentimientos, b) representación de información en mapas interactivos y c) extracción y recuperación de información a partir de datos de una red social. Por su parte en la Sección 3 se expone metodología propuesta, en la Sección 4 se muestra la evaluación de este mediante una experimentación del método de recuperación de información general y del contenido de los tweets recuperados, la sección 5 documenta el análisis y resultados obtenidos. Finalmente, en la sección 6 se presentan las conclusiones de este artículo y los trabajos a futuro.

2. Estado del arte

En esta sección se presenta una revisión de los avances dentro del área de investigación de este trabajo. En [6] se implementa una herramienta que clasifica automáticamente la información contenida en Twitter haciendo uso del procesamiento del lenguaje natural, con redes neuronales artificiales, identificación de patrones y clasificación según la polaridad de las emociones (positivo, negativo y neutro). En el caso de [7] se desarrolla una herramienta que permite analizar y clasificar textos encontrados en los comentarios de Twitter, generados por los usuarios de un determinado producto. Por otro lado, en [8] se monitorea en tiempo real la actividad en Twitter siguiendo los tweets en inglés, con las palabras “corona”, “covid”, “covid-19”, “coronavirus” y las variantes de “sars-cov-2”, para proveer un conjunto de datos en CSV con los ID de los tweets, además de un sitio que visualiza el análisis de los sentimientos del feed de Twitter.

En [9] se describe y evalúa una aplicación que realiza un análisis supervisado de sentimientos a través de un clasificador en tiempo real de opiniones políticas de tweets, su metodología permite la realización de análisis longitudinales, para detectar cambios en las tendencias asociadas a los partidos políticos y sus candidatos, así como comparar los cambios con los acontecimientos cotidianos. Utilizar modelos predictivos y la aplicación de un clasificador permite conectarse al flujo de datos de Twitter en tiempo real, para predecir y visualizar el sentimiento de cada tweet, y de conjuntos agregados de mensajes. También, en [10] se brinda una alternativa móvil para la visualización de noticias del Ecuador, se presenta un sencillo análisis de sentimientos del contenido de la noticia. En [11] se construye una herramienta que utiliza extracción y ciencia,

para analizar información general sobre los tweets y usuarios, así como los sentimientos especialmente enfocados al COVID-19 de forma que se puedan establecer tendencias e incluso posteriores análisis más complejos.

En el trabajo de [12] se plantea ejecutar un análisis de sentimientos en tweets escritos en Español Mexicano utilizando técnicas de aprendizaje profundo y neuroevolución. La propuesta incluye un algoritmo genético de diseño propio, el cual usa la similitud de las redes neuronales convolucionales para ejecutar el operador de cruce. Asimismo, este algoritmo genético también busca los mejores pesos de los filtros convolucionales y de la capa clasificadora. Los tweets son representados a través de dos modelos: Word2Vec y BERT.

Finalmente, en [13] se utiliza la plataforma Intuiface para un desarrollo de un mapa interactivo y multitáctil, con el objetivo de llevar un inventario de los árboles e informar sobre la supervivencia de estos, proporcionando información enriquecida sobre su ubicación y su clasificación, identificando las especies protegidas y eliminando la necesidad de generar un registro en papel. Se propone un inventario de los árboles en la Sede, además del uso de tecnología multitáctil con la finalidad de hacerlo atractivo para la comunidad estudiantil, proporcionando un entorno en el que los elementos de la aplicación se pueden manipular libremente. Los datos necesarios para crear el mapa se recolectaron mediante búsqueda de información en línea, y fotografías de los árboles.

Para el desarrollo de este trabajo el análisis de información se realizó a través de una biblioteca que utiliza la clasificación Naïve Bayes, para predecir el sentimiento de las oraciones en español, con una precisión de validación del 90 %, como se especifica en su página [4] así proporcionando por parte del desarrollador una clasificación de las opiniones de los usuarios en tres categorías: positiva, negativa o neutra.

3. Metodología propuesta

En esta sección se presenta el método propuesto con el que se desarrolló el sistema para realizar una representación de los módulos de vacunación del COVID-19 en un mapa de México, a partir de las opiniones de los usuarios de Twitter. La metodología consta de cinco fases, donde más adelante se muestra la parte del sistema que se generó para cada una de ellas y su interacción dentro del sistema.

3.1. Creación de base de datos

La base de datos desarrollada para este trabajo se muestra en la Figura 1 y fue creada con MariaDB en su versión 10.5, se encarga de almacenar y relacionar la información encontrada de cada unidad de vacunación en Twitter, con su posible connotación sentimental (positiva, negativa o neutra). Desarrollada de esta manera debido a que los objetos con información son: tweets, sentimientos, módulos. por lo que cada uno de ellos es una tabla, relacionándose por su información en común y cuya finalidad se observa en la Tabla 1.

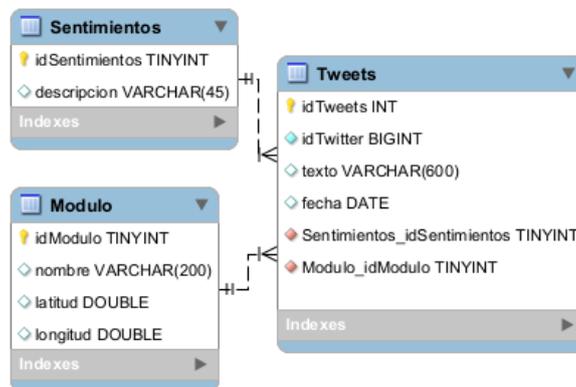


Fig. 1. Modelo relacional de la base de datos.

Tabla 1. Tablas que componen la base datos.

Nombre de la tabla en la base de datos	Descripción
Sentimientos	Catálogo con posibles valores sentimentales
Módulo	Catálogo con módulos registrados
Tweets	Datos recuperados de Twitter

Tabla 2. Valores de sentimientos

Sentimiento	Descripción
Positivo	El usuario se expresó denotando agrado
Neutro	No se expresaron palabras relacionadas al agrado o el desagrado
Negativo	El usuario expreso cierto desagrado

La tabla Sentimientos es un catálogo con tres posibles valores sentimentales que puede tener un tweet, los cuales se muestran en la Tabla 2. La información para la tabla Módulo fue obtenida de manera manual, buscando información en sitios de internet proporcionados por el estado correspondiente o portales de noticias y posteriormente obtener los valores de latitud y longitud de google maps [16], teniendo la cantidad de módulos por estado mostrada en la Tabla 3, siendo un total de 457.

3.2. Recuperación de Tweets

En esta sección se realiza la recuperación de información de la red social Twitter relacionada a los módulos de vacunación en México. Dicho proceso busca rescatar opiniones de usuarios que acudieron a un centro de vacunación, después generar una evaluación aproximada a la calidad brindada.

Para la recuperación se utilizó la biblioteca de python3 snsrape [3] en su versión 0.4.3, que realiza una búsqueda de información que contenga palabras

Tabla 3. Número de módulos por Estado de la Republica Mexicana.

Estado	Número de Módulos	Estado	Número de Módulos
Ciudad de México	113	Tlaxcala	5
Aguascalientes	8	Veracruz	16
Baja California	8	Yucatán	9
Baja California Sur	16	Guanajuato	17
Campeche	13	Guerrero	9
Chiapas	6	Jalisco	26
Chihuahua	4	Quintana Roo	9
Colima	1	San Luis Potosí	48
Durango	4	Sinaloa	11
Hidalgo	10	Sonora	5
Michoacán	9	Morelos	12
Nuevo León	9	Nayarit	6
Puebla	14	Oaxaca	8
Estado de México	20	Querétaro	15
Tabasco	6	Zacatecas	6
Tamaulipas	9	Coahuila	5

clave por cada unidad de vacunación, recuperando aquellos tweets que fueron publicados después de la fecha en la que dio inicio el proceso de vacunación, hasta la fecha en que se ejecuta el programa. Es decir, del 15 de febrero del 2020 hasta el 15 de junio del 2022. Se manejó un radio de 200 metros alrededor de la geolocalización de cada módulo, especificada en la base de información de las unidades, este espacio es considerado el suficiente para cubrir la mayoría de las instalaciones donde se realizó el proceso de vacunación.

Adicionalmente, se rastreó a los que tuvieran al menos una de las siguientes palabras: Vacuna, Vacunándome, Dosis, Covid, AstraZeneca, Pfizer, Sputnik. La composición de mayúsculas o minúsculas en las palabras no influyen en la búsqueda y estas fueron elegidas, ya que se consideran con una mayor probabilidad de aparecer en alguna publicación relacionada con una unidad de vacunación. Entre las palabras clave solo se buscaron tweets para tres vacunas: AstraZeneca, Pfizer y Sputnik, debido a que son las más conocidas y las principales suministradas en México, éstas son buscadas para cada módulo de vacunación y la cantidad de tweets buscadas por cada una es especificada al momento de la ejecución. Los retuits no entran como la información recuperada, recuperando solo el texto de cada tweet.

Es importante mencionar que la base de datos junto con el método de almacenamiento no permite duplicidad de información, en caso de ser así no se almacena.

3.3. Pre-procesado de Tweets

Como primer paso se realiza una depuración de información, haciendo uso de expresiones regulares dentro de Python; para limpiar los datos irrelevantes que

Tabla 4. Categoría por número asignado en el módulo de análisis.

Categoría asociada	Número obtenido del análisis
Positivo	Mayor que 0.67
Neutro	Entre 0.67 y 0.33
Negativo	Menor que 0.33

contiene un tweet. Es decir, aquellas partes donde se involucran menciones o los enlaces a páginas externas, debido a que no brindan algún tipo de contexto. Se eliminan los símbolos numerales (#), las direcciones de páginas web, el texto que se encuentra entre paréntesis o precedido por una mención (símbolo arroba- @).

Un ejemplo de tweet recuperado de twitter es: “Los viejitos contentos de haberse vacunado. Buena organización y ambiente. #VacunasCOVID19 #Iztacalco cx: @Claudiashein <https://t.co/nP5j2VPIUa>”. El texto después del pre-procesado es: “Los viejitos contentos de haberse vacunado Buena organización y ambiente VacunasCOVID19 Iztacalco cx”

3.4. Análisis de polaridad

El tweet pre-procesado es la entrada del módulo de análisis, el cual trabaja con la biblioteca `sentiment_analysis_spanish` en su versión 0.0.25, encargada de devolver un número entre 0 y 1. Los que se encuentran cerca del cero se asocian a sentimientos negativos, mientras que los cercanos a uno se consideran positivos. Para el efecto del sistema se crearon tres categorías en base a la representación numérica que puede ser asignada a un tweet, con el fin de mostrar en un lenguaje simple de entender la emoción que describe a la calidad del servicio. La categoría asociada a cada número asignado al tweet en el módulo de análisis se muestra en la Tabla 4.

Por ejemplo, si se tiene el tweet pre-procesado: “Los viejitos contentos de haberse vacunado Buena organización y ambiente VacunasCOVID19 Iztacalco cx”. El número obtenido del módulo de análisis de polaridad es 0.877554016340069, que corresponde a un sentimiento positivo.

Los emojis no están registrados como aportación a la connotación sentimental, por lo que estos son ignorados al momento del pre-procesamiento

3.5. Representación de polaridad en mapa interactivo

La interfaz encargada de mostrar la información recolectada al usuario final es una página web, capaz de mediar con la base de datos descrita en la Sección 3.1, teniendo como principal característica una alta compatibilidad al momento de compartir información, capaz de visualizarse en cualquier dispositivo que disponga de un navegador web.

El portal utiliza la biblioteca Leaflet [15] para integrar de un mapa urbanístico, similar al usado por el servicio de google maps [16]. Se eligió este tipo



Fig. 2. Mapa web urbanístico con marcadores de los módulos de vacunación en la República Mexicana.

de interfaces ya que facilitan la localización de información por zona geográfica, aunado a esto, los módulos de vacunación muestran marcadores de color azul dentro de una circunferencia, representando el área de búsqueda en el mapa, lo que se puede observar en la Figura 2.

Este módulo consulta la información de la base de datos para obtener el promedio de las opiniones de cada centro de vacunación y enlazarlo a su marcador. Además, de despliega una tarjeta que contiene el nombre del módulo y un mensaje dependiendo del valor promedio referente al sentimiento asociado, mostrando uno de tres posibles mensajes: Opiniones mayormente positivas, Opiniones mayormente neutras y Opiniones mayormente negativas. En caso de no contar con información suficiente su principal se asignará una connotación neutra a la unidad de vacunación.

4. Resultados experimentales

Para la evaluación del sistema propuesto se realizaron tres ejecuciones del sistema encargado de la recuperación, análisis y almacenamiento de tweets, usando los módulos de vacunación pertenecientes a la Ciudad de México. En la Tabla 5 se observa el número de tweets obtenidos en cada una de ellas, además de aquellos almacenados en la base de datos y los que no. Debido a una restricción de repetición, significando que cada tweet solo podía aparecer una vez en el almacén de información.

Se considera duplicidad cuando existe una colisión de los espacios geográficos de búsqueda, la aparición de distintas palabras claves en el mismo tweet o el mismo inicio de búsqueda de información por parte del módulo de recuperación.

Al final de las ejecuciones correspondientes a 113 módulos de vacunación registrados, se obtuvieron con 938 tweets.

Tabla 5. Ejecuciones del módulo de recuperación de opiniones.

Ejecución	Tweets antes de la ejecución	Tweets recuperados	Tweets almacenados	Tweets guardados	no
1	0	494	483	11	
2	483	772	274	498	
3	757	954	181	773	

Tabla 6. Cantidad de módulos por tweets solicitados.

Tweets solicitados	Módulos con la cantidad de tweets solicitada	Módulos con menor cantidad de tweets de la solicitada	Módulos sin tweets asociados
20	13	50	50
50	0	14	99
80	0	7	106

La primera ejecución se realizó buscando 20 tweets por cada palabra clave relacionada a un módulo de vacunación para dar inicio a la base de información, se enriqueció con 483 nuevos tweets provenientes de 63 centros de vacunación como se puede ver en la Tabla 5 y 6. Se restringe el almacenamiento a 11 tweets debido a la restricción de duplicidad.

La segunda y tercera ejecución se realizaron con la finalidad de recuperar más información y medirla para comprobar el punto de partida de la búsqueda. Se diagnostica la cantidad de módulos de vacunación que generaban la mayor cantidad de datos.

La segunda ejecución buscó 50 tweets por cada palabra clave, partiendo de 483 tweets almacenados, recuperando 772 y almacenando 274 originarios de 14 módulos de vacunación, como se observa en la Tabla 5 y 6, esto significa que 498 fueron ignorados debido a las coincidencias.

Por último, la tercera ejecución buscó 80 tweets por cada palabra clave, iniciando con 757 tweets en la base de información, recuperando 954, de los cuales solo agregó 181 tweets provenientes de 7 centros de vacunación, ignorando 773 debido a la duplicidad, terminando con 938 tweets.

Posteriormente se realizó una nueva ejecución con la base de información completamente vacía y buscando mil tweets por cada módulo de vacunación registrado, abarcando toda la República Mexicana. Obteniendo la clasificación de opiniones plasmada en la Tabla 7

Al obtener el porcentaje de las opiniones positivas en comparación con la cantidad total se obtiene la Tabla 8, siendo un referente al momento de mostrar al estado con una mejor percepción de calidad de servicios.

5. Análisis y discusión de resultados

Contemplando las evaluaciones realizadas se determina que conforme crece la base de conocimiento la parte de sistema que recupera, analiza y almacena tweets

Tabla 7. Número de opiniones por estado.

Estado	Positivas	Neutras	Negativas	Estado	Positivas	Neutras	Negativas
Ciudad de México	137	446	1434	Tlaxcala	0	0	0
Aguascalientes	1	1	20	Veracruz	12	17	33
Baja California	0	0	8	Yucatán	0	1	1
Baja California Sur	0	0	3	Guanajuato	0	1	6
Campeche	0	3	2	Guerrero	0	2	1
Chiapas	3	1	9	Jalisco	7	39	67
Chihuahua	0	0	1	Quintana Roo	3	4	7
Colima	0	0	0	San Luis Potosí	1	1	5
Durango	0	0	0	Sinaloa	0	0	2
Hidalgo	2	12	13	Sonora	1	0	0
Michoacán	2	4	6	Morelos	7	4	36
Nuevo León	8	1	36	Nayarit	0	0	0
Puebla	0	0	1	Oaxaca	0	0	0
Estado de México	4	3	12	Querétaro	8	33	73
Tabasco	0	0	0	Zacatecas	2	3	9
Tamaulipas	3	3	17	Coahuila	0	0	0

disminuye el reconocimiento de información encontrada como nueva, indicando así que los puntos de inicio de las búsquedas se encontraban cercanos, se abre la posibilidad de que la recuperación empiece a partir de la fecha especificada o inicie desde la fecha de ejecución del módulo de recuperación afectando a los resultados debido a ejecuciones consecutivas.

Por otro lado, se observa que existe un empalme entre algunos módulos de vacunación lo que hace que los datos que pertenecen a un módulo puedan ser filtrados erróneamente a otro.

La principal causa de la duplicidad es por los tweets que tuvieron diferentes palabras clave, de esta manera se obtiene la misma información al buscar diferentes palabras clave. Esto sugiere que la mejora en un método de recuperación es realizar un menor número de ejecuciones con una base mayor para la búsqueda de palabras clave por centro de vacunación.

El sistema muestra que los estados cuentan generalmente con el doble de opiniones negativas que de positivas y neutras como se observa en la Tabla 7. La Ciudad de México cuenta con demasiadas opiniones en comparación con los demás estados, esto debido a su mayor base de información, y aun así la relación de los sentimientos de la información es muy similar a la de los otros estados.

Tomando la Tabla 8 se llega a la conclusión que el estado con mejor percepción de calidad del servicio es Sonora; sin embargo, la cantidad base de información de dicho lugar es muy poco como para tener este resultado como cierto. Se intuye que el estado con mayor número de unidades de vacunación con perspectivas positivas en la Ciudad de México debido a su gran banco de datos, tanto de comentarios como de sitios que suministran vacunas.

Tabla 8. Porcentaje de opiniones positivas por estado.

Estado	% Opiniones positivas	Estado	% Opiniones positivas
Ciudad de México	6.79	Tlaxcala	0
Aguascalientes	4.54	Veracruz	19.35
Baja California	0	Yucatán	0
Baja California Sur	0	Guajuato	0
Campeche	0	Guerrero	0
Chiapas	23.07	Jalisco	6.19
Chihuahua	0	Quintana Roo	21.42
Colima	0	San Luis Potosí	14.28
Durango	0	Sinaloa	0
Hidalgo	7.4	Sonora	100
Michoacán	16.6	Morelos	14.89
Nuevo León	17.7	Nayarit	0
Puebla	0	Oaxaca	0
Estado de México	21.05	Querétaro	7.01
Tabasco	0	Zacatecas	14.28
Tamaulipas	13.04	Coahuila	0

6. Conclusiones y perspectivas

En este artículo se ha realizado la implementación de un sistema para la consulta de módulos de vacunación contra COVID-19, a partir del razonamiento de opiniones recuperadas de la red social Twitter. Se realizó un análisis de polaridad de sentimientos en cada opinión clasificándose en tres categorías: positiva, negativa o neutra, lo que permitió calcular el promedio de la perspectiva de calidad del servicio de cada módulo de vacunación en México.

Así mismo, se realizó la representación de información en un mapa de la república mexicana, que brinda a los usuarios la oportunidad de comparar la información entre los módulos de vacunación de acuerdo a su ubicación.

Aunque se cuenta con una reducida base de información se logra ver que la relación entre opiniones positivas, negativas y neutras es similar para todos los estados, dejando ver que la opinión general es negativa con respecto a los servicios de vacunación.

Como trabajo a futuro se espera mejorar los resultados del método de recuperación de Tweets, para no encontrar un empalme en los espacios de búsqueda, agregando un método que identifique la relación entre módulos de vacunación, contemplando la reducción de información que esto puede provocar y agregando muchos más módulos de vacunación sobre los cuales buscar información.

Referencias

1. Lidia Arista, Linaloe R. Flores, Vacunación en México arranca el 24 de diciembre con personal de hospitales COVID, *Expansión política*, 2020 [En línea]. Disponible:

- <https://politica.expansion.mx/presidencia/2020/12/23/vacunacion-en-mexico-arranca-el-24-de-diciembre-con-personal-de-hospitales-covid> [Accedido: 24-Apr-2021].
2. Twitter, [En línea]. Disponible: <https://www.twitter.com/> [Accedido: 27-Sep-2021]
3. snsrape, [En línea]. Disponible: <https://github.com/JustAnotherArchivist/snsrape> [Accedido: 4-Feb-2022]
4. sentiment-spanish, [En línea]. Disponible: <https://github.com/sentiment-analysis-spanish/sentiment-spanish> [Accedido: 4-Feb-2022].
5. L. Gonzalez, Naïve Bayes – Teoría, [En línea]. Disponible: <https://aprendeia.com/naive-bayes-teoria-machine-learning/> [Accedido: 2-Abr-2022].
6. V.Rojas Luis, Sistema para la clasificación de opiniones generadas en Twitter usando redes neuronales artificiales, Licenciatura, Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Azcapotzalco, 2017.
7. L. Poot Terán, Minería de opiniones sobre textos en Twitter, Licenciatura, Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Azcapotzalco, 2018.
8. Corona Virus (COVID-19) Tweets Dataset, IEEE Datasets, 2019 [En línea]. Disponible: <https://iee-dataport.org/open-access/coronavirus-covid-19-tweets-dataset> [Accedido: 24-Apr-2021]
9. C. Arcila, F. Ortega, J. Jiménez y S. Trullenque, Análisis supervisado de sentimientos políticos en español: clasificación en tiempo real de tweets basada en aprendizaje automático, El profesional de la información, Vol. 26, pp.973-982, Sep 2017.
10. C. Solis B. Cagua, Prototipo móvil para el análisis de sentimientos a través de tweets de noticias del ecuador, Licenciatura, Facultad de ciencias matemáticas y físicas, 2021.
11. E. López, Extracción y análisis de sentimientos y tendencias sobre covid-19 en redes sociales, Licenciatura, Universidad de Málaga, 2021.
12. José Clemente Hernández Hernández, Aprendizaje Profundo y Neuroevolución para el Análisis de Sentimientos en Tweets Escritos en Español Mexicano, Maestría, Instituto de Investigaciones en Inteligencia Artificial, Universidad Veracruzana, 2021.
13. B. Quintino, M. Ávila, F. Ávila, M. Bianchetti, E. Franco, Diseño de mapa interactivo y multitáctil de supervivencia de árboles, Pistas Educativas, Vol. 39, pp. 426-436, Dic 2017.
14. PyMySQL, [En línea]. Disponible: <https://pypi.org/project/PyMySQL/> [Accedido: 4-Feb-2022]
15. Leaflet, [En línea]. Disponible: <https://leafletjs.com/> [Accedido: 28-Jul-2021]
16. Google Maps, [En línea]. Disponible: <https://maps.google.com.mx/> [Accedido: 4-Feb-2022]