Análisis de sentimientos de Opiniones y calificaciones de clientes de hoteles europeos en tiempo de pandemia

1st Diego Livia   
:*UPC*Lima, Peru: 2nd Diego Gomez  
*UPC*line 4: Lima,

 3rd Rirchard Garcia  
line 2: *UPC*line 4: Lima, Peru

*Abstract*—This electronic document is a “live” template and already defines the components of your paper [title, text, heads, etc.] in its style sheet. *\*CRITICAL: Do Not Use Symbols, Special Characters, Footnotes, or Math in Paper Title or Abstract*. (*Abstract*)

Keywords—component, formatting, style, styling, insert (key words)

# *Introduccion*

El siglo 21 ha sido una época que ha albergado grandes cambios en muchas de las formas bajo las cuales procesamos y recolectamos la información que recibimos de los clientes para poder ofrecer servicios de calidad, gran acogida y bajo coste. Por ello, las soluciones de aprendizaje por computadora han visto su popularidad aumentada durante este mismo periodo de tiempo. Adicionalmente, dichos tipos de soluciones nos han permitido abarcar y abrir nuevos campos de investigación y desarrollo no solo para mejorar la calidad de vida de las personas, sino también para poder crear agentes capaces de realizar tareas que podrían resultar peligrosas, extremadamente precisas o, inclusive, llegar al nivel de realizar acciones humanamente imposibles. Algunas soluciones más destinadas al servicio de las personas incluyen las de mejora del servicio al cliente basándonos en las reseñas y sugerencias que estos mismos dejan. De esta forma, el presente documento trata de presentar un acercamiento basado en un modelo predictivo clasificador por países con vista a un sistema de mejora de servicio y calidad al cliente en hoteles de Europa en una época post-covid basándose en información de las reseñas previamente dejadas por ellos durante la época de pre-covid, cruzando finalmente dicha información con data recolectada sobre las prioridades y preferencias de usuarios agrupados por países sobre sus prioridades y preferencias en el servicio al momento de viajar. Así, seremos capaces de realizar una predicción de alto nivel para conocer qué tipo de preferencias algunos usuarios podrían tener al momento de viajar.

Es necesario también tener en cuenta que el sistema debe ser imparcial al momento de realizar el análisis. Uno de los puntos fuertes a abarcar es la posible disparidad de posibles preferencias basadas en la edad del escritor de las reseñas. Es decir, oraciones con adjetivos más “jóvenes” son 66% más propensos a ser punteados positivamente que la misma oración con adjetivos “anticuados” [1]. Por ello podríamos incurrir en una posible representación errónea sobre el público asistente dependiendo de si existe una cantidad de reseñas de usuarios más jóvenes a comparación de Hoteles que reciben visitantes de una edad más avanzada. Análisis de papers.

# *Estado del arte*

### **Covid-19 sentiments in smart cities: The role of technology anxiety before and during the pandemic,    (**[**OrlandoTroisi**](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563221003095#!)**,**[**GiuseppeFenza**](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563221003095#!)**), 2021**

Según En esta investigación, explora el sentimiento de los ciudadanos hacia la adopción de tecnologías detectando su grado de ansiedad tecnológica. Se realizan análisis de tweets mediante el concepto formal difuso (FFCA). Su enfoque metodológico, se basa en análisis de contenido de flujo de tweets aplicando el proceso **Text-Mining** y técnicas de análisis de datos.

Fuzzy Formal Concep (FFCA), Minería de reglas de asociación. El flujo general, consta de una colección de tweets sobre ciudadanos en ciudades inteligentes se recuperan alrededor de 41k tweets. Extracción de características, se canalizan las descripciones de los tweets para extraer atributos característicos. Además, se usó una Api llamada “Receptiviti” que ayudo al equipo a extraer componentes emocionales del texto, luego se realizó un análisis para extraer su polaridad. De lo extraído, se usa FFCA también como última medida se verifica la validez e incidencia de los indicadores identificado para cada segmento obtenido, aplicando un algoritmo de regresión logística. Conclusión, del análisis se obtuvo información valiosa sobre percepción, comportamientos y sentimientos, en tiempos de pre y post pandemia los cuales sirven para la entender a la población en general y de este modo realizar, por ejemplo, decisiones críticas en base a los análisis, a su vez, esto puede ayudar a varios rubros empresarios, políticos, profesionales de la salud.

### **Multi-modal Fusion for Video Sentiment Analysis, (**[**Ruichen**](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563221003095#!) **Li, Jinming Zhao), 2020**

En el artículo, se realizó un análisis de videos del MuSe-Wild sub-challenge que está basado en videos de personas con automóviles. Se puede destacar dos aspectos de la solución que plantea el equipo.

Se propuso tres estrategias de fusión multimodales (principio fusión) MF (modelo de fusion) y MEF (mapeo de fusión temprana). Para la información se usó LTSM (long short term memory) a largo plazo. Para la metodología, en primer lugar, extraer las funciones de modelos múltiples de cada segmento de video. Se uso fasttext y GloVe para incrustaciones de palabras a bajo nivel e bert y Albert para extraer representaciones de texto eficaces. Para las características de audio, se usó eGeMaps para bajo nivel y wav2vec para alto nivel y para las visuales de uso DenseFace y VggFace.En segundo lugar, se usó la fusión temprana para luego introducirlas en el LSTM, para obtener la función multimodal. Para cada modalidad texto, audio y video tienen un módulo LSTM independiente para codificar información intramodal de cada modalidad. Por último, el regresor el cual es una red de dos capas totalmente conectadas. Luego del proceso, se obtuvieron resultados unimodales y multimodales. Debido a los resultados, se decidió usar eGeMaps y wav2vec (audio), Desenface y Vggface (visual) y bert-base (texto), ya que se compararon también con otras funciones a bajo y alto nivel. También, se decidió comparar los modelos MMT (modelo de fusión multimodal) y transformer se llegó a la conclusión que transformer tenía peor rendimiento que MMT,por lo cual se decidió continuar con el modelo MMT.

### **Quality of sentiment analysis tools: the reasons of inconsistency, (Wissam Mammar Kouadri, 2020)**

Es este trabajo se marcó un objetivo, cuan consistentes son las herramientas existentes en la predicción de la polaridad de los documentos basados en texto con relación a análisis de sentimientos. Se creo una heurística para evaluar la calidad de los datos de un conjunto de datos y un conjunto de métricas para evaluar las inconsistencias de las herramientas.

Se tuvieron en cuenta tres enfoques, enfoque basado en léxico es una solución trivial para análisis de tiempo que abarca métodos no supervisados, enfoque basado en reglas es parecido a léxico con una capa de inferencia adicional y enfoque basado en aprendizaje la cual es una red neuronal recursiva de modelo (RecNN) para la clasificación de sentimientos. Para los experimentos, se usó sentidornet (por popular y cobertura) también senticnet y Vader además RNN y CNN para cada enfoque respectivamente.

De los experimentos realizados, se observó que las inconsistencias dependen de la subjetividad del documento y la mayoría de las inconsistencias ocurren entre hechos polares (orientación semántica del texto positiva, negativa y neutral) y documentos obstinados. Debido a esto, se puede concluir que se puede utilizar la naturaleza del documento como una característica al resolver inconsistencias.

### **A deep neural network approach for sentiment analysis of medically related texts: an analysis of tweets related to concussions in sports, (Kayvan Tirdadm, Alex Dela Cruz , Alireza Sadeghian, 2021)**

Este artículo, se basó en conmociones cerebrales relacionadas con el deporte.

Se uso redes neuronales convolucionales, a corto plazo y largo plazo (LSTM) y LSTM bidireccional. Se dividió a los tweets en tres diferentes clases (positivas, negativas y neutrales) basadas en el sentimiento del autor de cada tweet. La metodología, tuvo tres fases principales.

 Preprocesamiento, hace una limpieza de los tweets eliminando el ruido introducido. Normalización, normaliza cada tweet para eliminar escasez además permite reducir la complejidad del sistema propuesto. Vectorización, incrustación de palabras (nos ayuda a aplicar reglas matemáticas y operaciones matriciales). Luego, métodos de aprendizaje profundo y modelo de conjunto utiliza los resultados de los métodos. Se evaluaron siete arquitecturas de redes neuronales, FeedWorWard neural Newtwork (FFNN), CNN (monocapa y multicapa), GRU, LSTM, LSTM bidireccional, Temporal Convultional Network (TCN).

Para los conjuntos de datos de utilizaron diferentes para la formación de pruebas y evaluación.

Tweets 2018 recopilados y SemEval-2016 además de FIFA WC-2018

Después de realizar las pruebas con los modelos neuronales de manera individual FFNN, CNN, GRU LSTM y TCN se compararon con otros modelos de vanguardia con los mismos datos. Finalmente, se utilizó el modelo de conjunto para alcanzar mejores resultados (F1-score de 62.71%) que supero a otros modelos.

### **MORSE: MultimOdal sentiment analysis for Real-life Settings (Yiqun Yao, Veronica Perez-Rosas, Mihai Burzo, 2020)**

Este artículo se basa en MORSE, un conjunto de datos específicos de dominio para MULTI ANALISIS MODAL DE SENTIMIENTOS en configuraciones de la vida real de 2.787 video clips. Para la clasificación de sentimiento multimodal se utilizó el aprendizaje por transferencia y la arquitectura de modelo transformer.

Para el conjunto de datos MORSE, se utilizó fuente de datos los videos fuente de entrevistas enfocado a piel y la salud (Procter & Gamble). Para la segmentación de videos, se segmentaron los videos donde el panelista habla del producto, cuando el altavoz habla del producto y se deja de segmentar cuando el entrevistado haya terminado de hablar sobre el producto o si es interrumpido por el entrevistador durante más de 30 segundos o hace una pausa larga. Para las anotaciones de sentimiento se utilizó (positivo, negativo o neutral) ELAN. Además, para la transcripción automática se utilizó Google Api de voz a texto. Para la metodología, se propuso un método novedoso de ajuste fino multimodal de dos pasos sobre la arquitectura de Transformer. Se usaron dos codificadores Transformer uno para la modalidad textual y el segundo que codifica todas las modalidades.

Para el entrenamiento no supervisado se usó BERT, para pre-entrenar el codificador de solo idioma(ingles) se usaron los conjuntos de datos BookCorpus y Wikipedia.

En conclusión, en base a los resultados basados en la arquitectura Transformer y la formación previa de BERT, se propuso el novedoso método de ajuste fino que adapta las representaciones lingüísticas para después incorporar elementos visuales y de audio para el ajusto multimodal, evidenciaron que el método captura de manera adecuada el conjunto de datos superando a experimentos solidos de estructuras avanzadas.

### **Deep Interactive Memory Network for Aspect-Level Sentiment Analysis (Chengai Sun, Liangyu Lv, 2021)**

En esta investigación se propone un nuevo modelo basado LSTM y un mecanismo de atención para predecir el sentimiento, la red de atención matricial (M-IAN) esta m-ian modela el contexto y el objetivo luego de esto se generan dos redes de puertas para construir una red de memoria interactiva profunda con esto se puede capturar múltiples interacciones de destino y contexto. El enfoque, uno de estos enfoques se basa en una red de atención interactiva de matriz que recibe como entrada incrustaciones de palabras generadas por GloVe además se usó la red BILSTM para modelar el contexto y LSTM para modela el objetivo. Luego, con las representaciones (objetivo y contexto) se usa para capturar información importante con el mecanismo de atención para que determinemos la polaridad (positivo, negativo o neutro) del sentimiento. Otro de los enfoques, es la red de memoria interactiva profunda, se usa requiere de su funcionalidad porque M-IAN no puede realizar análisis de sentimiento en oraciones con estructuras especiales, debido a esto, se propone DIMN este introduce dos estructuras de capas lineales para captar múltiples elementos de atención. En conclusión, se propuso M-IAN optimiza a sus predecesores (IAN) con la ayuda de BILSTM que permitió obtener estados ocultos del contexto además de diseñar el modelo DIMN para predecir la polaridad de sentimiento de objetivo y contexto, proporciono suficiente información para la clasificación de aspecto-sentimiento.

### **How Intense Are You? Predicting Intensities of Emotions and Sentiments using Stacked Ensemble(Md Shad Akhtar, Asif Ekbal, Erik Cambria, 2020)**

En esta investigación se desarrolló tres Deep learning models basados en neuronas convolucionales, análisis de emociones en el dominio genérico y el sentimiento análisis.

El objetivo de las investigaciones encontrar puntuaciones de intensidad de una emoción determinada o sentimiento, se tomaron en cuenta cuatro emociones “ira”,” miedo”,” alegría” y “tristeza”. Para la Metodología, se propone un conjunto basado en MLP para aprovechar la bondad de las diversas iOS sistema supervisado, a su vez, se desarrolló un modelo supervisado basado en funciones y arquitectura de tres redes neuronales profundas.

Para los entrenamientos, se usó las redes GloVe el cual es un recuento de modelo que trabaja sobre el principio de matriz co-ocurrencia de palabras tambien, Word2Vec que es un modelo contextual que tiene como objetivo predecir palabras en función de su contexto o viceversa. El planteamiento fue aprovechar lo bueno de cada modelo a través de un codificador automático de eliminación de ruido apilado, por último, se ensambla las salidas de los modelos a través de una red MLP de tres capas y dicha salida sirve como valor de intensidad. Además, aparte de los modelos se usó otro llamado SVR que predice los valores de intensidad. Luego de los entrenamientos, se verifico que las incrustaciones de palabras en GloVe suelen ser competentes y en Word2Vec de igual forma, pero había un empate para cambiar esto se ideo un modelo hibrido. En conclusión, los modelos basados en características funcionan mejor que modelos basados en aprendizajes profundos una razón seria las faltas de entrenamiento por la falta de datos para el modelo de aprendizaje, eso quiere decir que ambos podrías estar en las mismas condiciones.

### **A decision-making algorithm for online shopping using deep-learning-based opinion pairs mining and q-rung orthopair fuzzy interaction Heronian mean operators(Zaoli Yang, Tianxiong Ouyang Fu, Xindong Peng, 2020)**

Esta investigación propone un modelo de soporte de compras en linea a taves de mineria de opiniones en deeplearning método: el modelo deeplearning extrae automáticamente diferentes palabras de atributo del producto y palabras de opinión, y con un diccionario de sentimientos se calcula la orientación de sentimiento ( positivo ,negativo, neutrales), en diferentes plataformas: JD.com, Suning.com y Tmall.com ya que algunas no toman en cuenta los comentarios neutrales y pierden mucha informacion importante. Como aportación se propone un enfoque de minería de pares de opiniones en base de un algoritmo de agrupación en clústeres, además, un operador de media Heroniana ponderada por interacción difusa de orto pares de q-peldaño (q-ROFIWHM), por ultimo un marco de decisión de compras en línea basado en minería de revisión y con el operador q-ROFIWHM -prueba : se probó con un ejemplo real de la compra de un celular ( Huawei\_mate20, Iphone\_XR, Vivo\_Z3 y Xiaomi\_9)  para verificar la veracidad del método propuesto para mostrar su efectividad y superioridad ante la dificultad para el consumidor identificar con precisión.

### **Addressing Age-Related Bias in Sentiment Analysis(Mark Diaz, Isaac Johnson, Amanda Lazar 2018)[Paper etica]**

Los enfoques en computación para el análisis de texto son útiles para comprender como es la interacción en línea y los textos son considerados con subjetividad para representar un sentimiento o significado. Estos textos pueden ser enviados de forma negativa como prejuicios sociales contra ciertos grupos basados en factores sociodemográficos. Para definir y contrastar la veracidad de estos riesgos se usarán algoritmos para discutir modelos de las características con la posible intención de agresión en las palabras enviadas a personas con una raza en especifica a través de análisis de sentimientos y diez incrustaciones de palabras GloVe que son generalmente más usadas. En síntesis, se descubrió que ciertos patrones de inicio de una conversación entre personas son hirientes en una edad en la juventud que son discriminatorias y aun es dificultosos entender con claridad la totalidad de grupos sociales que tienen mayor índice de mensajes dañinos como intención inicial.

### **Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis**

En este paper, nos brinda un enfoque para evaluar las frases según la polaridad o neutra a través de palabras cable. Estas palabras son capturas en un árbol y conforme va iterando por cada palabra va dirigiéndose más hacia un tipo de polaridad o neutral. Como prueba se utilizó una gran cantidad de frases en un contexto subjetivo y, además, brindarle una etiqueta de entrada. Asimismo, el sistema implementado no se limita a capturar nueva informacion, es decir continua hasta la palabra final de la frase para acumular más información y obtener resultados precisos. Se creo un clasificador que asume que la polaridad contextual brinde pista y lo acerque a la anterior pista, y explorar el rendimiento del clasificador en el conjunto de desarrollo, este clasificador simple tiene una precisión del 48% y muestra que el 76% de los errores resultan de palabras con polaridad previa no neutral que aparecen en frases con polaridad contextual neutral.

### **Covid-19 sentiments in smart cities: The role of technology anxiety before and during the pandemic**

En este paper se enfoca principalmente de comparar los sentimientos en el interés de la tecnología antes de la pandemia y durante la pandemia de los ciudadanos a través de análisis de conceptos formales difusos (FFCA) que analiza en Twitter de las actitudes de los cuidadnos en 5 cuidades (Berlín, Dublín, Londres, Milán y Madrid). De esta manera, se extrajeron temas clave sobre el tema de confianza, familiaridad y aprobación de nuevas tecnologías. Como resultado, se obtuvieron datos confiables e la aceptación de nuevas tecnologías en estas cuidades inteligentes en un ambiente de emergencia sanitaria.

### **Sentiment analysis of twitter data using machine learning approaches and semantic analysis**

En esta investigación busca estructurar las opiniones de los de tweets mediante la extracción de adjetivos para conocer si son comentarios positivos o negativos para mostrar algún tipo de significado coherente. Usando en este caso algoritmos de aprendizaje automático como: Naive Bayes, Maxima entropía y SVM con Wordnet para la orientación semántica si existen similitudes en algunas palabras y de esta forma completar la oración o frase escrita y clasificarla de mejor manera para obtener mejor precisión y exactitud.

### **Sentiment Analysis of Twitter Data Using Machine Learning Techniques and Scikit-learn**

### En este paper se analizan los sentimientos de Twitter co aprendizaje automatico. En este caso se uso Scikit-learn para el analisis de los sentimientos en tweets usando como datasets de NLTK Corpora para crear una caracteristica eficiente y posteriormente ser entrenadados con varios clasificadores de aprendizaje como: LinearSVC, SGD classifier, BernoullinB, NuSVC,SVC MultinomialNB. Para de esta forma encontrar el mejor algoritmos de aprendizaje autmatico que arroje mejores resultados de precision. Finalmente luego de probar los algoritmos de aprendizaje se llego a la conclusion de que solamente tres llegaron entre 75% a mas usando el dataset en diferentes tipos de aspectos de entrada.

### **ADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text**

### En este paper se implemento un nuevo modelo para analisis de sentimientos de aprendizaje automatico basados en Naive Bayes, Maximum Algorimtos de entropia y maquina de vectores de soporte (SVM). Se usaron metodos cualitativos y cuantitativos para validar un estandar de caracteristicas lexicas para valorar la intensidad de los sentimientos combinado al contexto de la frase u oracion. Este algoritmo de inteligencia artificial a partir de cinco reglas para evaluar los sentmientos en los tweets demostro que supera significativamente a los modelos como LIWC, ANEW, General Inquirer, SentiWordNet. De esta forma, los resultados obtenidos se encuentran entre el 84% y el 96%, ademas, generaliza mejor los contextos en cualquier tipo de referencia.

### **Recognizing contextual polarity: An exploration of features for phrase-level sentiment analysis**

Esta investigación busca analizar palabras positivas o negativas, ya que, a menudo se encuentran palabras fuera de contexto que no expresa al final ningún sentimiento. Como objetivo del proyecto es distinguir la polaridad con anterioridad de la oración para mejorar la contextualización y conocer cuando se presentan las polaridades en los contextos neutrales si son positivas o negativas. Y mejorar no solamente los resultados obtenidos en el uso de análisis de sentimientos usando algoritmos de aprendizaje automático de inteligencia artificial sino mejorar la capacidad del sistema para poder identificar y clasificar de mejor manera un mensaje.

# *Aporte*

En este estudio, se usó como metodología de investigación los comentarios positivos de hoteles en Europa para comprobar luego de analizarlos si dichos comentarios tienen escrito palabras relacionadas a la limpieza o salubridad respecto a la prevención de una pandemia. Para de esta forma demostrar si los hoteles antes de la pandemia mantenían un ambiente adecuado o protocolos de salubridad que ayuden a las personas tomar una mejor decisión en elegir un hotel y para los dueños de los hoteles implementarlos con la retroalimentación de sus comentarios en estadía de su hotel. Para mejorar la búsqueda de palabras clave y determinar si son correctos los comentarios positivos evaluados se usó NLTK la cual es una plataforma líder para crear programas Python que funcionen con datos de lenguaje natural. Además, con este kit de herramientas de lenguaje natural teníamos a disposición un conjunto de bibliotecas de procesamiento de texto para clasificación, tokenización, derivación, etiquetado, análisis y razonamiento semántico.

También se empleó Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning (VADER), es una herramienta de análisis de sentimiento basada en reglas y léxicos la cual podemos denominar también como el código Python que sirve como motor de análisis de sentimientos basado en reglas, Vader implementa las reglas gramaticales y sintácticas, incorporando cuantificaciones derivadas empíricamente del impacto de cada regla en la intensidad percibida del sentimiento en el texto a nivel de una oración. Es importante destacar que estas heurísticas van más allá de lo que normalmente se capturará en un modelo típico de bolsa de palabras. Se incorporan relaciones sensibles al orden de las palabras entre términos. Por ejemplo, los intensificadores, palabras de refuerzo o adverbios de grado impactan la intensidad del sentimiento aumentando o disminuyendo la intensidad.

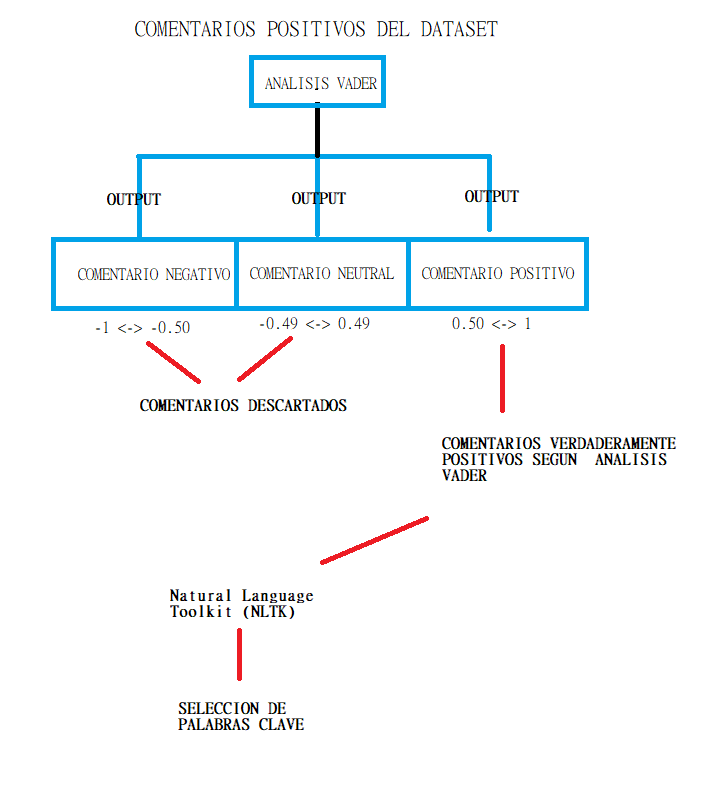
Con respecto a las lecturas y escrituras de nuestro Dataset se usó la biblioteca ‘pandas’, ya que este paquete de Python nos proporciona estructuras de datos similares a los dataframes de R.A su vez, panda también utiliza Numpy, la librería que brinda un potente tipo matricial a Python, pero se reveló que no todos los comentarios eran positivos de todos los comentarios 515, 738 se verificó realmente que 336,015 eran comentarios positivos. Esto fue resultado de VADER como output, ya que mediante esta herramienta se obtuvo las métricas de todos los comentarios pero antes de eso tuvimos que proporcionar a Vader el “compoud” esta métrica se obtiene sumando las puntuaciones del valor de cada palabra en el léxico, se ajusta de acuerdo con las reglas y luego se normaliza para estar entre -1(valor más extremo negativo) y +1(valor más extremo positivo).Esta es la métrica más  útil ya que nosotros lo planteamos como única medida unidimensional de sentimiento para nuestras oraciones  positivas.

 negativo (-1), neutral (0), positivo (1). Luego de filtrar los comentarios positivos que no eran positivos, se depuraron los comentarios cercanos entre 0 y 0.5 ya que el rango de esos valores daba un resultado a un etiquetado neutral.

Después de este proceso de refinación y etiquetado se hizo la tokenización, para poder hacer uso de una función “PorterStemmer ()” la cual fue de ayuda para derivar el conjunto de palabras la cual se denominó “sacar la raíz”, después de este proceso, se hizo la contabilización de frases necesarias con la finalidad de encontrar una correspondencia positiva y si existía correlación con palabras de salud o bienestar.

Luego de estos últimos procesos tokenización y derivación, se realizó una filtración adicional, después de eliminar los adverbios que no eran necesarios se realizó la contabilización de palabras más usadas. se usaron las 500 palabras más usadas para obtener dichas palabras se realizó una búsqueda de una lista de palabras en concreto que tienen relación con “salubridad”,” limpieza”,” ayuda”.

# *design*



El diseño principalmente fue para hacer capas de filtraciones para encontrar verdaderamente los comentarios positivos a través de algoritmos de inteligencia artificial basado en análisis de sentimientos. Para posteriormente encontrar las palabras clave y contabilizarlas dentro del contexto de los comentarios positivos de hoteles ya brindados en el dataset.

# results and conclusions

De nuestro DataSet de Hoteles de 500 mil datos se demostró mediante el uso de la herramienta VADER Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner, que un porcentaje del 65 % de todos los datos con comentarios positivos en las reviews no era positivo. Debido a este hallazgo se decidió hacer un proceso de depuración de esa data para obtener los comentarios que realmente eran positivos ya que según los resultados obtenidos por Vader es cuando pasa el umbral de (>0.50 a 1), además buscar entre palabras claves respecto a una etapa pre-covid. Por último, contemplamos los posibles errores como por ejemplo que el modelo sea menos efectivo ya que partimos del 50% de los datos debido a la depuración de estos. Se debería tomar consideración a el tipo de contexto no solo de la oración completa sino dividida en frases separadas por “,” que podrían ayudar a mejorar los resultados y reducir el porcentaje de error. También tener consideración al porcentaje de error del algoritmo de VADER para el filtrado.

##### *bibliografia*

1.Covid-19 sentiments in smart cities: The role of technology anxiety before and during the pandemic

https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563221003095

Troisi, O., Fenza, G., Grimaldi, M., & Loia, F. (2022). Covid-19 sentiments in smart cities: The role of technology anxiety before and during the pandemic. Computers in Human Behavior, 126 doi: 10.1016/j.chb.2021.106986

2.Multi-modal Fusion for Video Sentiment Analysis

https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3423327.3423671

Ruichen Li, Jinming Zhao, Jingwen Hu, Shuai Guo, and Qin Jin. 2020. Multi-modal Fusion for Video Sentiment Analysis. In Proceedings of the 1st International on Multimodal Sentiment Analysis in Real-life Media Challenge and Workshop (MuSe'20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 19–25. DOI: https://doi.org/10.1145/3423327.3423671

3.Quality of sentiment analysis tools: the reasons of inconsistency

https://dl.acm.org/doi/pdf/10.14778/3436905.3436924

Wissam Mammar Kouadri, Mourad Ouziri, Salima Benbernou, Karima Echihabi, Themis Palpanas, and Iheb Ben Amor. 2020. Quality of sentiment analysis tools: the reasons of inconsistency. Proc. VLDB Endow. 14, 4 (December 2020), 668–681. DOI: https://doi.org/10.14778/3436905.3436924

4.A deep neural network approach for sentiment analysis of medically related texts:

  an analysis of tweets related to concussions in sports

https://braininformatics.springeropen.com/track/pdf/10.1186/s40708-021-00134-4.pdf

Tirdad, K., De la Cruz, A., Sadeghian, A., & Cusimano, M. (2021). A deep neural network approach for sentiment analysis of medically related texts: An analysis of tweets related to concussions in sports. Brain Informatics, 8(1) doi:10.1186/s40708-021-00134-4

5.MORSE: MultimOdal sentiment analysis for Real-life SEttings

https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3382507.3418821

Yiqun Yao, Verónica Pérez-Rosas, Mohamed Abouelenien, and Mihai Burzo. 2020. MORSE: MultimOdal sentiment analysis for Real-life SEttings. In Proceedings of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 387–396. DOI: https://doi.org/10.1145/3382507.3418821

6.Deep Interactive Memory Network for Aspect-Level Sentiment Analysis

https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3402886

Chengai Sun, Liangyu Lv, Gang Tian, and Tailu Liu. 2020. Deep Interactive Memory Network for Aspect-Level Sentiment Analysis. ACM Trans. Asian Low-Resour. Lang. Inf. Process. 20, 1, Article 3 (April 2021), 12 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3402886>

7.How Intense Are You? Predicting Intensities of Emotions and Sentiments using Stacked Ensemble

https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8956109

Akhtar, MS; Ekbal, A and Cambria, E

Akhtar, M. S., Ekbal, A., & Cambria, E. (2020). How Intense Are You? Predicting Intensities of Emotions and Sentiments using Stacked Ensemble [Application Notes]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 15(1), 64–75. https://doi.org/10.1109/mci.2019.2954667

8.ABCDM: An Attention-based Bidirectional CNN-RNN Deep Model for sentiment analysis

https://sentic.net/attention-based-bidirectional-cnn-rnn-for-sentiment-analysis.pdf

Basiri, M. E., Nemati, S., Abdar, M., Cambria, E., & Acharya, U. R. (2021). ABCDM: An Attention-based Bidirectional CNN-RNN Deep Model for sentiment analysis. Future Generation Computer Systems, 115, 279–294. https://doi.org/10.1016/j.future.2020.08.005

9.A decision-making algorithm for online shopping using deep-learning-based opinion pairs mining and q-rung orthopair fuzzy interaction Heronian mean operators

https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/int.22225

Yang, Z., Ouyang, T., Fu, X., & Peng, X. (2020). A decision‐making algorithm for online shopping using deep‐learning–based opinion pairs mining and q ‐rung orthopair fuzzy interaction Heronian mean operators. International Journal of Intelligent Systems, 35(5), 783–825. https://doi.org/10.1002/int.22225

10.Addressing Age-Related Bias in Sentiment Analysis

<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3173574.3173986>

Mark Diaz, Isaac Johnson, Amanda Lazar, Anne Marie Piper, and Darren Gergle. 2018. Addressing Age-Related Bias in Sentiment Analysis. In Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '18). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Paper 412, 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1145/3173574.3173986>

11.Using SentiWordNet for multilingual sentiment analysis

https://www.researchgate.net/publication/4330825\_Using\_SentiWordNet\_for\_multilingual\_sentiment\_analysis

K. Denecke, "Using SentiWordNet for multilingual sentiment analysis," 2008 IEEE 24th International Conference on Data Engineering Workshop, 2008, pp. 507-512, doi: 10.1109/ICDEW.2008.4498370.

12.Sentiment analysis of twitter data using machine learning approaches and semantic analysis

<https://www.researchgate.net/publication/313805412_Real_time_sentiment_analysis_of_tweets_using_machine_learning_and_semantic_analysis>

G. Gautam and D. Yadav, "Sentiment analysis of twitter data using machine learning approaches and semantic analysis," 2014 Seventh International Conference on Contemporary Computing (IC3), 2014, pp. 437-442, doi: 10.1109/IC3.2014.6897213.

13.Sentiment Analysis of Twitter Data Using Machine Learning Techniques and Scikit-learn

<https://acm.upc.elogim.com/doi/pdf/10.1145/3302425.3302492>

Shihab Elbagir and Jing Yang. 2018. Sentiment Analysis of Twitter Data Using Machine Learning Techniques

 and Scikit-learn. In Proceedings of the 2018 International Conference on Algorithms,

Computing and Artificial Intelligence (ACAI 2018). Association for Computing Machinery,

New York, NY, USA, Article 57, 1–5. DOI: https://doi.org/10.1145/3302425.3302492

14.VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text

https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550/14399

Hutto, C.J., Gilbert, E. VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text

(2014) Proceedings of the 8th International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2014,

pp. 216-225. Cited 1275 times.

15.Recognizing contextual polarity: An exploration of features for phrase-level sentiment analysis

https://scholar.google.com.pe/scholar?q=Recognizing+contextual+polarity:+An+exploration+of+features+for+phrase-level+sentiment+analysis&hl=es&as\_sdt=0&as\_vis=1&oi=scholart

Wilson, T., Wiebe, J., Hoffmann, P.Recognizing contextual polarity: An exploration of features for phrase-level sentiment analysis

(2009) Computational Linguistics, 35 (3), pp. 399-433. Cited 406 times.

https://webofscience.upc.elogim.com/wos/woscc/full-record/WOS:000507939800009

Akhtar, M. S., Ekbal, A., & Cambria, E. (2020). How Intense Are You? Predicting Intensities of Emotions and Sentiments using Stacked Ensemble [Application Notes]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 15(1), 64–75. https://doi.org/10.1109/mci.2019.2954667

11.VADER

Hutto, CJ y Gilbert, EE (2014). VADER: Un modelo parsimonioso basado en reglas

para el análisis de sentimientos de texto de redes sociales. Octava Conferencia

Internacional sobre Weblogs y Redes Sociales (ICWSM-14). Ann Arbor, MI, junio de 2014.

**IEEE**