



Pontificia Universidad
Católica del Ecuador

SEDE
ESMERALDAS

Ingeniería en Tecnologías de la Información

Título del proyecto: Una comparación de las plataformas de análisis de sentimientos en Ingeniería de software: un estudio experimental.

Previo al grado académico de Ingeniero en Tecnología de la Información

Línea de investigación: Ingeniería de software

Autor: Dylan Marcelo Morán López

Asesor: Mgt. Jaime Sayago

Junio, 2022

ÍNDICE

RESUMEN	6
ABSTRACT	7
1. INTRODUCCIÓN	8
1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	8
1.2. JUSTIFICACIÓN	9
1.3. OBJETIVOS	10
1.3.1. GENERAL.....	10
1.3.2. ESPECÍFICOS.....	10
2. MARCO TEÓRICO.....	11
2.1. Ingeniería de Software	11
2.2. Machine Learning	11
2.3. Natural Language Processing NLP	12
2.4. NLTK.....	13
2.5. Algoritmos Machine Learning.....	13
2.5.1. Logistic Regression.....	13
2.5.2. Recurrent Neural Networks	14
2.5.3. LSTM.....	14
2.5.4. BI LSTM.....	15
2.5.5. GRU	15
2.5.6. Convolutional Neural Networks	15
2.6. Análisis de sentimientos	16
2.7. Plataformas de análisis de sentimientos.....	16
2.7.1. SentiStrength.....	16
2.7.2. SenticNet.....	17
2.7.3. Azure Machine Learning	17
2.7.4. ML.NET.....	18
2.7.5. Google Colaboratory.....	18
2.7.6. MonkeyLearn.....	19
2.7.7. Stanford NLP	19
2.7.8. RapidMiner	20

2.8.	Técnicas de análisis de sentimientos	20
2.9.	Data sets	21
2.9.1.	Kaggle	21
2.9.2.	Google Play Store Reviews	21
2.9.3.	Wikipedia talk pages data set.....	22
2.10.	Métricas para la comparación de plataformas	23
2.11.	Antecedentes de la investigación.....	24
3.	METODOLOGÍA	27
3.1.	Delimitación de la investigación.....	27
3.2.	Tipos de investigación	27
3.3.	Métodos de investigación	27
3.4.	Técnicas de investigación	28
3.5.	Población y muestra.....	28
3.6.	Descripción de instrumentos.....	28
3.7.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos	29
3.8.	Normas éticas.....	29
4.	RESULTADOS.....	30
4.1.	Algoritmos identificados para el análisis de sentimientos.....	30
4.2.	Selección de plataformas a evaluar.....	31
4.3.	Determinación de métricas	32
4.4.	Selección de data set	33
4.5.	Resultados de Google Colaboratory	33
4.6.	Resultados de MonkeyLearn	39
4.7.	Resultados de RapidMiner.....	42
4.8.	Interpretación de resultados	48
5.	DISCUSIÓN.....	50
5.1.	Conclusiones	50
5.2.	Recomendaciones	51
6.	REFERENCIAS	52
	APÉNDICE	61
	ANEXOS.....	77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Métricas para la comparación de plataformas.....	24
Tabla 2: Escalas de valoración.	28
Tabla 3: Principales algoritmos para análisis de sentimientos.	30
Tabla 4: Plataformas por evaluar.....	32
Tabla 5: Selección de parámetros.....	32
Tabla 6: Resultados de evaluación de plataformas.....	48

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Plataforma Google Colaboratory	33
Figura 2: Bibliotecas importadas	34
Figura 3: Lectura data set Google Play Store	34
Figura 4: Lectura data set Wikipedia Talk Pages	35
Figura 5: Polaridad data set Google Play Store	36
Figura 6: Polaridad data set Wikipedia Talk Pages	36
Figura 7: Wordcloud del data set Google Play Store	37
Figura 8: Wordcloud del data set Wikipedia Talk Pages	37
Figura 9: Resultados data set Google Play Store Reviews – Google Colaboratory	38
Figura 10: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – Google Colaboratory	38
Figura 11: Plataforma MonkeyLearn.	39
Figura 12: Opción batch de plataforma MonkeyLearn	39
Figura 13: Previsualización de contenido a analizar.	40
Figura 14: Resultados data set Google Play Store Reviews – MonkeyLearn	41
Figura 15: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – MonkeyLearn	41
Figura 16: Programa RapidMiner	42
Figura 17: Lectura data set Google Play Store Reviews	43
Figura 18: Lectura data set Wikipedia Talk Pages	43
Figura 19: Polaridad data set Google Play Store Reviews	44
Figura 20: Polaridad data set Wikipedia Talk Pages	45
Figura 21: Resultados data set Google Play Store Reviews – RapidMiner	46
Figura 22: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – RapidMiner	47

RESUMEN

El análisis de sentimientos es conocido también como minería de opinión, ya que es el proceso de obtener la polaridad emocional de un texto para luego ser clasificado en negativo, neutral y positivo, las cuales son las medidas más utilizadas. El análisis de sentimientos surge de los algoritmos de inteligencia artificial y el machine learning. Hoy en día las empresas que se dedican al desarrollo de software aseguran que la información obtenida a través del análisis de sentimientos es sumamente importante para ellos ya que de esta manera pueden analizar cuan aceptado puede ser un producto para sus usuarios. Para ello existen varias herramientas y plataformas que se encargan de realizar el proceso de análisis de sentimientos a grandes cantidades de datos, siendo así más eficiente que una persona.

El presente documento se enfoca en la comparación de las plataformas que más se utilizan en la actualidad para realizar el análisis de sentimientos. Mediante una evaluación que se basa en los factores de la ISO/IEC 25010 la cual se encarga en medir la calidad del software. Los parámetros con los que se trabajó fueron: adecuación funcional, eficiencia de desempeño y usabilidad.

En cuanto a la evaluación realizada, la plataforma que obtuvo un mayor puntaje fue MonkeyLearn. Adicionalmente fue la que más coincidencia tuvo con la descripción de los conjuntos de datos con los que se trabajó. Por otro lado, las siguientes plataformas como Google Colaboratory y RapidMiner obtuvieron una puntuación inferior.

ABSTRACT

Sentiment analysis, also known as opinion mining, is the process of obtaining the emotional polarity of a text and then classifying it into negative, neutral, and positive, which are the most used measures. Sentiment analysis stems from artificial intelligence algorithms and machine learning. Nowadays, software development companies claim that the information obtained through sentiment analysis is extremely important for them, since this way they can analyze how acceptable a product can be for their users. For this purpose, there are several tools and platforms that are responsible for performing the sentiment analysis process to large amounts of data, thus being more efficient than a person.

This research focuses on the comparison of the platforms that are currently used to perform sentiment analysis. By means of an evaluation based on the factors of ISO/IEC 25010, which oversees measuring software quality. The parameters we worked with were functional adequacy, performance efficiency and usability.

In terms of the evaluation carried out, the platform that obtained the highest score was MonkeyLearn. Additionally, it was the one that had the highest coincidence with the description of the datasets with which it worked. On the other hand, the following platforms such as Google Colaboratory and RapidMiner scored lower.

1. INTRODUCCIÓN

El análisis de sentimientos o también llamado minería de opiniones es uno de los temas de investigación más importantes en la actualidad de ingeniería de software. Se refiere al estudio de las emociones, sentimientos u opiniones de las personas que se pueden expresar en un texto escrito [1]. Años recientes se ha le ha dado más atención a los aspectos sociales de la ingeniería de software, incluidos los estudios sobre las emociones y los sentimientos experimentados [2]. Para el ser humano es fácil detectar cuando un texto, un mensaje o una oración evoca sentimientos negativos, positivos o neutrales hacia alguien o hacia algo [3]. La emoción humana es un fenómeno complejo que proviene del cerebro humano mientras no existe un conocimiento explícito de su mecanismo de generación [4]. Aunque los sentimientos humanos se pueden expresar fácilmente en forma de escritura, los investigadores han sido desafiados a extraer el reconocimiento de emociones del texto [5]. El análisis de sentimientos (SA), es el estudio computacional de las actitudes, valoraciones y opiniones de las personas sobre individuos, problemas, entidades, temas, eventos y productos, así como sus atributos [6]. Actualmente existen varias plataformas para el análisis de sentimientos utilizando métodos de procesamiento de lenguaje natural para los datos por lo cual en la siguiente investigación es necesario evaluar estas herramientas para conocer su capacidad y eficiencia al analizar los sentimientos.

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

La web se ha convertido en el lugar más importante para expresar opiniones sobre productos y servicios, así como para comentar sobre temas sociales y políticas gubernamentales [6]. Las palabras y frases demuestran las perspectivas de las personas sobre productos, servicios, eventos, etc. Sacar las polaridades positivas o negativas del texto se denomina tarea de análisis de sentimientos en el campo del procesamiento del lenguaje natural [7]. Los buscadores de opinión encuentran esta información disponible bastante conveniente y atractiva. Dicha información se utiliza para su propósito específico, ya sea empresarial, social, educativo o de entretenimiento. Sin embargo, la principal dificultad radica en el análisis de dicha información para relacionarla con el objetivo pretendido por el usuario. La clave para cumplir con este requisito radica en el análisis de sentimientos [8].

En la actualidad toda empresa necesita conocer la aceptación y aprobación de los productos o servicios que ofrecen ya que es una información valiosa para ellos. Se ha detectado que existe una gran cantidad de usuarios que expresan libremente sus opiniones a través del internet, lo cual ha llamado la atención de las empresas de desarrollo de software. Para analizar dicha información se han generado varias herramientas y plataformas capacitadas que permiten realizar este tipo análisis. Pero antes se necesita evaluar dichas herramientas y plataformas de análisis de sentimiento para comprobar que funcionan correctamente y puedan ser confiables para que las empresas de software puedan realizar sus futuras investigaciones.

1.2.JUSTIFICACIÓN

Para mejorar la producción y la satisfacción de los usuarios, las empresas de software se han enfocado en invertir tiempo de investigación sobre el estudio de análisis de sentimientos o también llamado minería de texto. Lo que se quiere lograr en la presente investigación es evaluar la eficacia de las diferentes herramientas y plataformas de análisis de sentimientos. Para cumplir aquello se necesita hallar información referente a los artefactos y aplicaciones que las empresas que se dedican al desarrollo de software brindan a la sociedad. Se estudiarán las principales plataformas que existen en la actualidad y se enfocará en plataformas uso gratis. Una vez seleccionadas las plataformas con las que se trabajará serán comparadas entre ellas mediante métricas. A partir de esto, se interpretarán los resultados obtenidos con el fin de evaluar la eficacia y confiabilidad de las plataformas de análisis de sentimientos.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. GENERAL

Comparar las principales plataformas de análisis de sentimientos en ingeniería de software mediante la ejecución de cada una, para evaluar su calidad y eficacia a través de la ISO/IEC 25010.

1.3.2. ESPECÍFICOS

1. Identificar los distintos algoritmos y plataformas existentes de análisis de sentimientos.
2. Determinar plataformas que serán comparadas y definir métricas para su evaluación.
3. Interpretar los resultados de las plataformas con los diferentes data sets.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Ingeniería de Software

La ingeniería de software se ocupa de todo lo referente al desarrollo de software, esto incluye actividades como modelos de procesos, ingeniería de requisitos, técnicas, entre otros. [9]. Es un paradigma parcial, donde los practicantes aplican técnicas de ingeniería de software, enfoques, métodos, ideas, herramientas, criterios y valores, para crear y administrar aplicaciones de software [10]. En la actualidad cada vez las empresas emergentes de software se caracterizan por una rápida evolución, equipos pequeños, cumplimiento de lo que necesita el cliente y una rápida adaptación al mercado [11]. Al hablar de la ingeniería de software, también hace referencia a la ingeniería de requisitos, la cual es una fase importante de la ingeniería de software [12] por lo que conduce al éxito o al fracaso del proyecto de software que se implementará.

2.2. Machine Learning

Viviendo en la era del big data, con miles de millones de terabytes de datos generados cada año, podría ser un desafío para los humanos proceder con toda la información. Sin embargo, la Inteligencia Artificial (IA) puede ayudar [13]. Hoy en día, las máquinas están ganando ventaja sobre los humanos en habilidades cognitivas típicamente humanas como analizar y aprender [14]. Además, sus habilidades de comunicación y comprensión están mejorando rápidamente. Hay numerosos ejemplos en los que la IA ya logra resultados mucho mejores que los humanos al analizar [15]. La IA se centra en explotar técnicas de cálculo con instalaciones avanzadas de investigación y pronóstico para procesar todo tipo de datos, lo que posibilita la toma de decisiones [16]. ML significa comprender y procesar información de un conjunto de datos determinado mediante el algoritmo, es decir, la máquina. La palabra "aprendizaje" se define aquí como la capacidad de la máquina para volverse más eficaz con la experiencia del entrenamiento [17]. Una máquina de este tipo puede sacar rápidamente conclusiones novedosas de los datos que los humanos pueden omitir.

En el campo del NLP, está el dominio del Análisis de Sentimiento que estudia la modalidad de usar las máquinas para procesar textos y darle a cada uno una especie de clasificación que podamos usar y comprender [18]. Este dominio utiliza los algoritmos de procesamiento del

lenguaje para las características extraídas, como la frecuencia de las palabras, y utiliza algoritmos de aprendizaje automático supervisados que aprenden de un conjunto inicial de datos clasificados originalmente por un ser humano [19]. Una de las aplicaciones de las técnicas de aprendizaje automático es estudiar el reconocimiento de patrones y el desarrollo de tales sistemas computacionales que pueden aprender por sí mismos [20]. El aprendizaje automático cuenta con algoritmos que entrenan el sistema sobre la base de los data sets de entrenamiento disponibles y, después del entrenamiento, el sistema puede predecir los valores de datos futuros [21]. Las técnicas de aprendizaje automático de la era reciente son muy útiles para realizar clasificaciones, agrupaciones y predicciones automatizadas [22]. Con la ayuda del sistema de conjuntos de datos de entrenamiento, aprende cómo clasificar los conjuntos de datos de prueba, analizando su clasificación, uno puede hacer futuras decisiones [23].

2.3. Natural Language Processing NLP

Dentro de lo que es Inteligencia Artificial, se encuentra una técnica de análisis denominada procesamiento del lenguaje natural, la cual tiene como principal objetivo utilizar las máquinas para analizar textos y de esta manera extraer información destacada. El procesamiento del lenguaje natural es un procedimiento informático para analizar texto basado en un conjunto de teorías y técnicas [24].

Se fundó en la década de 1950 como la primera aplicación desarrollada para ejecutarse en computadoras con memoria y capacidad de procesamientos limitados [25]. Es la rama de la informática y de la inteligencia artificial que se encarga de comprender el lenguaje humano [26]. Es un modelo para estudiar la capacidad y la aplicación del lenguaje. Se construye un marco informático (algoritmo) para implementar dicho modelo de lenguaje, y se perfecciona, evalúa y finalmente se utiliza para diseñar varios sistemas prácticos [27] en otras palabras es el núcleo de la traducción automática.

2.4. NLTK

Natural Language Toolkit, es conocido por ser una colección de bibliotecas y de símbolos para el procesamiento estadístico del lenguaje natural [28], fue desarrollado por Steven Bird y Edward Loper en el Departamento de Ciencias de la Información y la Computación de la Universidad de Pensilvania. Está diseñado para respaldar los procesos de o campos estrechamente relacionados del NLP que va desde las ciencias lingüísticas hasta la inteligencia artificial.

2.5. Algoritmos Machine Learning

2.5.1. Logistic Regression

La regresión logística se utiliza para la catalogación binaria de los datos, convirtiéndose como una técnica principal para el aprendizaje automático [29]. Las técnicas de clasificación son una parte esencial de lo que abarca machine learning, por lo que la regresión logística es una de ellas. Es uno de los algoritmos más simples y utilizados para la clasificación de variables [30]. Es fácil de implementar por lo cual se lo utiliza para predecir el resultado de la variable definida. En la regresión logística solo se trabaja con dos categorías, cuando ocurre un evento se lo califica como 1 y cuando no ocurre se lo califica como 0, por lo que se denomina binomial [31]. Al aplicar esta técnica se modelará la probabilidad de un resultado basándose en características individuales de las variables ingresadas [32].

2.5.2. Recurrent Neural Networks

Las redes neuronales son un modelo artificial poderoso adaptado para datos secuenciales. Se ha demostrado que los RNN pueden solucionar problemas en las áreas de reconocimiento de voz, clasificación de texto, predicción de palabras, análisis de sentimientos, mapeo de oraciones e imágenes, modelado de lenguaje, entre otros [33]. Este proceso secuencial se justifica por su capacidad para tener un recuerdo de lo que sucedió antes de que se procese la secuencia actual [34]. Se llama recurrente porque la salida en cada paso de tiempo se utiliza en el siguiente paso de tiempo como entrada, en otras palabras, comparte los parámetros del modelo en cada momento [35], las redes neuronales de corto plazo se han convertido en un modelo poderoso y extensible para resolver varios problemas de aprendizaje relacionados con los datos secuenciales.

2.5.3. LSTM

Debido a su eficacia en amplias aplicaciones prácticas las redes neuronales Long Short-Term Memory ha recibido una amplia cobertura en revistas científicas, blogs técnicos y guías de implementación. Este tipo de RNN trabaja de forma general y son efectivos para capturar dependencias temporales a largo plazo [36]. No sufren obstáculos de optimización que afectan a las redes recurrentes simples y hasta la actualidad se han utilizado para avanzar en el estadio para muchos problemas difíciles, los cuales incluyen reconocimiento de escritura a mano, generación y modelado de lenguaje, traducción, modelado acústico del habla, predicción de escritura, datos de video, análisis de audio [37], entre otros. La idea central detrás de la arquitectura LSTM es una celda de memoria que puede mantener su estado a lo largo de un determinado tiempo, y unidades de control no lineales que regulan el flujo de información dentro y fuera de una celda [38].

2.5.4. BI LSTM

Los RNN convencionales solo pueden hacer uso de un contexto previo. Dado que LSTM solo puede aprender la información anterior de series de tiempo, BiLSTM realiza una mejora adicional sobre la base de LSTM, que se compone de una red LSTM directa y una red LSTM inversa, introduciendo la información de contexto de las series temporales [39]. Este tipo de arquitectura podría entrenarse en ambas direcciones del tiempo simultáneamente, con capas ocultas separadas (es decir, capas hacia adelante y capas hacia atrás).

2.5.5. GRU

GRU (Gated Recurrent Unit) es un tipo especial de RNN y, en comparación con la arquitectura LSTM, tiene algunas ventajas de convergencia rápida y menos parámetros. En comparación con LSTM, hay dos compuertas (compuerta de actualización y compuerta de reinicio) en GRU y tres compuertas (compuerta de olvido, compuerta de entrada y compuerta de salida) en LSTM; mientras tanto, GRU tiene menos parámetros de entrenamiento que LSTM, por lo que GRU converge más rápido que LSTM durante el entrenamiento [40].

2.5.6. Convolutional Neural Networks

Es uno de los mejores algoritmos de aprendizaje para comprender el contenido de las imágenes y han mostrado un rendimiento ejemplar en tareas relacionadas con la segmentación, clasificación, detección y recuperación de imágenes [41]. Tiene un rendimiento excelente debido a su excelente capacidad para capturar características relevantes y la red neuronal recurrente analiza estas características, teniendo en cuenta la información recibida de los pasos de tiempo anteriores.

2.6. Análisis de sentimientos

El análisis de sentimientos o la minería de textos son temas de investigación importantes en la actualidad para la ingeniería de software. Se refiere al estudio de las emociones, sentimientos u opiniones de las personas que se pueden expresar en un texto escrito [1]. Es una técnica de la comprensión de lenguaje natural [42] lo que implica analizar una parte determinada del contenido para estudiarlo a través de un tratamiento computacional. Se considera como la tarea de identificar opiniones y emociones de textos [2] y normalmente clasificar el contenido en positivo, negativo y neutral. El lenguaje es una de las formas de transferir información, así como de comunicar puntos de vista o mensajes que pueden ser textos orales o escritos [5] sin embargo en esta investigación se enfocará en el texto escrito ya que es una buena fuente para expresar ideas, emociones y sentimientos. El análisis de sentimientos tiene como objetivo analizar las opiniones, comportamientos y sentimientos de usuarios sobre temas específicos, como productos, aplicaciones, servicios, entre otros [43].

2.7. Plataformas de análisis de sentimientos

2.7.1. SentiStrength

Es un programa gratuito de análisis de sentimientos que utiliza un enfoque léxico para clasificar los textos de la social web. Utiliza las escalas dual positiva y negativa porque la investigación psicológica informa que los seres humanos pueden experimentar emociones positivas y negativas simultáneamente y hasta cierto punto de forma independiente [44]. SentiStrength está disponible en dos versiones, Java y Windows. También hay una interfaz en el sitio web de SentiStrength para probar SentiStrength en vivo en línea. El sitio web incluye la versión principal en inglés, así como otras variantes de idiomas. La plataforma otorga dos valores a cada texto que es analizado, uno mide la fuerza del sentimiento positivo y el otro la fuerza del sentimiento negativo [45]. Esta medida dual corresponde a la presencia de distintas emociones que se logran encontrar una palabra [46].

2.7.2. SenticNet

SenticNet es un recurso semántico y afectivo disponible públicamente. Realiza varias tareas entre ellas la detección de polaridad y el reconocimiento de emociones aprovechando la información denotativa y connotativa asociada con palabras y expresiones de varias palabras en lugar de depender únicamente de las frecuencias de co-ocurrencia de palabras [47]. Aporta polaridad e información agrupada en cuatro categorías: atención, simpatía, sensibilidad y aptitud lo permite un análisis más profundo y multifacético del lenguaje natural y opiniones, en otras palabras, asigna un valor de polaridad a cada término de sentimiento. Se centra en el uso de "energía" o flujos de información para conectar entre sí varias partes de representaciones extendidas de conocimiento común y de sentido común [48]. Se puede descargar como un recurso independiente o se accede en línea a través de una API o como un servicio web de Python [49].

2.7.3. Azure Machine Learning

Microsoft Azure Machine Learning abarca servicios en la nube que permiten la creación, implementación y administración de aplicaciones por parte de los desarrolladores [50]. Azure ML también admite varios algoritmos de machine learning relacionados con la regresión, la clasificación, la agrupación de clústeres y permite la personalización de modelos usando Python y R [51]. Uno de sus beneficios es que permite arrastrar y soltar módulos y conjuntos de datos (algoritmos ML, selección de características y procesamiento). Por otra parte, también cuenta con Cortana Intelligence Gallery, que es una colección de soluciones ML creadas por la comunidad para ser reutilizadas y exploradas por experimentados en la ciencia de datos [52]. En general Azure ML es un conjunto completo de servicios de computación en la nube equipados con módulos de aprendizaje, procesamiento de datos, herramientas estadísticas, servidores SQL y una API para lanzar un modelo en la aplicación.

2.7.4. ML.NET

El aprendizaje automático en la actualidad está siendo algo importante para todos los desarrolladores. Los científicos de datos de Microsoft junto a sus desarrolladores han invertido mucho tiempo y esfuerzo en los últimos quince años tratando implementar el aprendizaje automático en algún proyecto, por lo cual ML.NET de código abierto y multiplataforma es el resultado de este esfuerzo [53]. Admite el aprendizaje automático a gran escala gracias a un diseño interno. El principal objetivo es mejorar la fase de canalizaciones de machine learning. Las aplicaciones de aprendizaje automático utilizan patrones existentes en los datos analizados para hacer sus predicciones, por lo tanto, esta herramienta ofrece la capacidad de agregar rápidamente un componente de aprendizaje automático a cualquier aplicación .NET [54]. Una ventaja significativa de esta herramienta es que los desarrolladores no necesitan una amplia experiencia con el desarrollo de modelos de aprendizaje automático en sus propias aplicaciones [55].

2.7.5. Google Colaboratory

Más conocido como Google Colab, es una plataforma para la difusión de la educación, principalmente para el estudio del aprendizaje automático. Sirve para el análisis de datos, educación y acceso gratuito a una GPU robusta [56]. Jupyter es una herramienta de código abierto y basada en navegador que integra lenguajes interpretados, bibliotecas y herramientas para la visualización. La plataforma permite que cualquier usuario escriba y ejecute código en python en el navegador de análisis de texto [57]. Técnicamente es un servicio alojado en la nube que no requiere ninguna configuración al empezar y brinda acceso gratuito a recursos informáticos como el uso de GPU con gran desempeño al momento de implementar un código.

2.7.6. MonkeyLearn

Es una plataforma de inteligencia artificial fácil de usar que ayuda a los usuarios a comenzar con la PNL utilizando modelos previamente entrenados o creando modelos personalizados que se ajusten a sus necesidades [58]. Es un software como servicio (SaaS), conocido como software de suscripción o software de rentware con un analizador de sentimientos en línea creado con aprendizaje automático. Proporciona una interfaz gráfica simple donde los usuarios pueden crear una clasificación de texto personalizada y un análisis de extracción mediante el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático, como el análisis de sentimientos, la detección de temas, la extracción de palabras clave y más.

2.7.7. Stanford NLP

Stanford NLP es una excelente herramienta de procesamiento del lenguaje natural (NLP) para analizar texto. Dado un párrafo, lo divide en oraciones y luego lo analiza para devolver las formas básicas de las palabras en las oraciones, sus dependencias, partes del discurso, entidades con nombre y muchas más. Su modelo de análisis de sentimientos fue entrenado usando una red de tensor neuronal recursivo en un conjunto de datos de reseñas de películas [59], a diferencia de los analizadores de sentimientos anteriores, en los que se usaba una bolsa de palabras y se ignoraba el orden de las palabras, la herramienta Stanford Sentiment Analysis analiza el texto de entrada en árboles de sentimientos, donde cada nodo hoja se refiere a una palabra; cada palabra en el texto de entrada se representa así como un vector [60]. En lugar de producir un puntaje numérico de sentimiento, los resultados generados por la herramienta Stanford Sentiment Analysis están en la forma de categorías discretas, a saber, "muy negativo", "neutral", "positivo" y "muy positivo" [61]. Hasta el momento la plataforma de Stanford CoreNLP solo admite inglés para análisis de opiniones [62]. El núcleo de NLP de Stanford es un conjunto de herramientas y técnicas que proporciona sentido a la computadora para comprender el habla de un ser humano [63]. Stanford Core NLP está transcrito en Java y requiere Java 1.8+. Se requiere que Java esté conectado para ejecutar Core NLP. Sin embargo, se pueden utilizar otros lenguajes para la escritura de código, por ejemplo, Python o JS (Java Script) y algunos otros lenguajes.

2.7.8. RapidMiner

RapidMiner es una herramienta de código abierto para la extracción de datos que se puede utilizar como marco independiente para el análisis de datos o integrarse en otro software como herramienta de extracción de datos. RapidMiner es una poderosa herramienta para la integración de datos, análisis de carga de transformación de extracción (ETL), análisis de datos e informes en una sola suite. RapidMiner cuenta con una interfaz atractiva para el usuario lo cual lo hace muy efectiva para el diseño de procesos analíticos [64]. Generalmente es utilizado para usos comerciales, así como en investigación, desarrollo de aplicaciones, educación, entre otros, es compatible con todas las fases que contiene el proceso de aprendizaje automático [65].

2.8. Técnicas de análisis de sentimientos

Para realizar un análisis de sentimientos se puede hacer uso de dos técnicas, entre ellas están las que se basan en todo lo que es aprendizaje automático y la segunda técnica es la que se relaciona con la comparación de diccionarios específicos que contiene la polaridad de palabras [66]. La presente investigación trabajó con la variable polaridad.

Polaridad. – Este campo indica si la opinión contiene texto con sentimiento positivo, negativo o neutral.

Intensidad. – Se encarga de medir la intensidad en relación con cuan negativo o positivo es la opinión arrojando datos numéricos.

Emoción. – La opinión se puede clasificar en distintas formas, como puede ser la emoción de alegría, enojo o tristeza.

Toxicidad. – La toxicidad es un término común utilizado para definir interacciones negativas en redes sociales [67].

2.9. Data sets

Los investigadores de ingeniería de software han utilizado el análisis de sentimientos para varios propósitos, como analizar reseñas de aplicaciones y detectar las emociones de los usuarios, los cuales obtienen mayor parte de la información a través de los conjuntos de datos (data sets). Un conjunto de datos puede ser un conjunto de imágenes, gráficos o documentos, así como la tabla clásica de datos. Por lo tanto, la búsqueda de conjuntos de datos implica el descubrimiento, exploración y devolución de conjuntos de datos a un usuario final [68]. Al usar data sets permite a los investigadores probar y verificar dichos datos, especialmente cuando se realizan experimentos sobre nuevas tecnologías, ya que es común dentro del área de ciberseguridad, análisis forense digital, entre otras [69].

2.9.1. Kaggle

La plataforma Kaggle es un servicio que nos ayuda al momento de trabajar con datos de alta calidad o también llamados data sets ya que esta plataforma en línea cuenta con una gran comunidad de científicos de datos. Alberga temas relacionados con ciencia de datos, problemas comerciales y fines de investigación académica [70]. Kaggle es una popular plataforma con excelentes recursos para aquellos investigadores que trabajen en el campo de machine learning de tal manera que ofrece cientos de conjuntos gratuitos listos para ser usados [71]. Algo interesante de esta plataforma son sus famosos concursos de machine learning especialmente dirigidos a desarrolladores y especialistas, no obstante, cualquier persona interesada podría participar. de datos en la cual permiten generar, guardar y compartir código entre toda la comunidad.

2.9.2. Google Play Store Reviews

Los datos contienen más de 12000 revisiones de diferentes aplicaciones de la tienda de aplicaciones por parte de usuarios reales. Los datos también contienen la calificación que le dieron, por lo que se puede clasificar en críticas positivas o negativas [72]. Se recomienda utilizar el siguiente data set para realizar tareas de análisis de sentimientos. Link data set: <https://www.kaggle.com/datasets/prakharrathi25/google-play-store-reviews>

2.9.3. Wikipedia talk pages data set

El siguiente conjunto de datos publicado por Google Jigsaw el cual incluye 223,549 comentarios de usuarios anotados recopilados de las páginas de discusión de Wikipedia y es el más grande disponible públicamente para la tarea [73]. Estos comentarios fueron anotados por evaluadores humanos con las seis etiquetas tóxico, insulto, amenaza, obsceno y odio a la identidad. Ellos definen un comentario tóxico como "un comentario grosero, irrespetuoso o irrazonable que probablemente te haga abandonar una discusión". Link data set: <https://www.kaggle.com/competitions/jigsaw-toxic-comment-classification-challenge/overview>

2.10. Métricas para la comparación de plataformas

Para la comparación de las plataformas de análisis de sentimientos se trabajó con las métricas que nos ofrece la norma ISO/IEC 25010. La siguiente ISO es un estándar internacional para la evaluación de la calidad de software y sistemas [74]. Este estándar también se conoce como modelo SQuaRE (Requisitos de calidad y evaluación de sistemas y software). En la siguiente tabla se detallan los factores y características que contiene.

Factores ISO 25010	
Adecuación funcional	Este factor de calidad describe la medida en que el software o el sistema proporciona funcionalidad para cumplir con los requisitos que necesita el usuario.
Eficiencia en el Desempeño	Es la capacidad en el que el software pueda proporcionar recursos para maximizar el desempeño de acorde con las tareas del usuario.
Compatibilidad	Es la capacidad de los productos de software o del sistema para interactuar con otros productos de software o sistemas sin ningún problema técnico.
Usabilidad	Describe la medida en que el software o el producto del sistema se puede utilizar. El usuario deberá alcanzar sus objetivos con gran eficacia y satisfacción al omento de ejecutar la aplicación.
Fiabilidad	El factor de confiabilidad se refiere a que el software mantenga su nivel de eficacia o desempeño al momento de ejecutar lo requerido durante el tiempo determinado.

Seguridad	Se refiere a cómo los productos o sistemas de software protegen su información y datos (recursos de información) de personas no autorizadas o de otros productos o sistemas de software.
Mantenibilidad	La capacidad de los productos o sistemas de software para ser modificados, corregidos o adaptados a los cambios actuales en el entorno describe su característica de mantenibilidad.
Portabilidad	Es la capacidad de los productos o sistemas de software para trasladarse de su entorno operativo a otra plataforma operativa lo cual define su característica de portabilidad.

Tabla 1: Métricas para la comparación de plataformas.

2.11. Antecedentes de la investigación

Se han realizado varios estudios sobre el Análisis de Sentimientos en ingeniería de software en interés de la sociedad de los últimos años. Se pudo determinar que la minería de textos se apoyó de técnicas como el aprendizaje automático, el aprendizaje profundo y la minería de datos. Una descripción de los trabajos relacionados publicados en los últimos 5 años (2017 – 2021) que fueron recuperados, aplicando un proceso de revisión sistemática en las bases de datos científicas IEEE EXPLORE, WEB OF SCIENCE. De esta manera se utilizó la cadena de búsqueda “(sentiment analysis or text mining) and (platforms or tools)”, que fue de gran ayuda para recuperar información relacionada con el tema de estudio el cual titula “Una comparación de las plataformas de análisis de sentimientos en ingeniería de software: un estudio experimental”.

La primera investigación titulada “On negative results when using sentiment analysis tools for software engineering research” Robbert et al. [2], estudiaron si las plataformas de análisis de sentimientos existentes concuerdan con el sentimiento reconocido por los evaluadores

humanos. Además, evaluaron los tiempos de resolución en que las plataformas clasificaban los textos en positivos, negativos y neutrales. El proceso se realizó con diferentes conjuntos de datos que anteriormente se encontraban etiquetados por evaluadores. En los cuales se esperaba que cada plataforma arroje un resultado similar entre todas. Finalmente mencionan que sus resultados obtenidos indicaron claramente que las herramientas de análisis de sentimientos no concuerdan con el etiquetado manual y tampoco coincidían las plataformas entre sí.

En la investigación realizada por Shahliza et al. [75], mencionan que con varios tipos de servicios web disponibles, es difícil identificar y comparar cuáles de los servicios web de acceso gratuito funcionan mejor para analizar sentimientos. Para la recopilación de los datos utilizaron RStudio que es un software de análisis de datos de código abierto por lo cual extrajeron datos a través de la API de Twitter. Luego de realizar la comparación de cuatro servicios web en los cuales se encontraba MonkeyLearn, detallan que dicha plataforma fue la que obtuvo mejores resultados finales entre las demás por sus procesos de alta calidad que contiene. Finalmente nombran esta plataforma como adecuada para otros investigadores ya que puede ser beneficioso para analizar temas de análisis de sentimientos.

Por otro lado, en la investigación de Kurniawan et al. [76], describen que se pueden usar muchos programas para realizar minería de texto en el cual mencionan que RapidMiner es una de las soluciones de minería de datos de código abierto más utilizadas en todo el mundo. Su investigación consistía en analizar y determinar la polaridad de un conjunto de datos. Implementaron un método en el cual consistía en cinco etapas que va desde el procesamiento de texto hasta la extracción de la polaridad de las opiniones clasificándolas en positivo y negativo. En los resultados obtenidos de su investigación menciona que la fiabilidad de la aplicación al momento de realizar el proceso de análisis de sentimientos fue de un ochenta y dos por ciento, lo que para ellos significó que la minería de texto que se realizó en la aplicación fue muy buena.

En la investigación de Lighthart et al. [77], observaron que gracias a la digitalización avanzada existe un aumento masivo de contenido generado por los usuarios en la web que brinda opiniones de personas sobre diferentes temas ya que es un flujo continuo de pensamientos y opiniones. El objetivo de su investigación consistía en realizar una revisión

sistemática de la literatura y un estudio de mapeo sistemático sobre el campo de análisis de sentimientos en el cual se enfocaron en identificar características generales, tipos de conjuntos de datos y los algoritmos que se usan para el análisis de sentimientos. En general el estudio demuestra que el análisis de sentimientos es una herramienta oportuna e importante para la sociedad. Según su análisis los algoritmos de aprendizaje profundo son los que más se utilizan para el proceso de análisis de sentimientos.

3. METODOLOGÍA

3.1. Delimitación de la investigación

Al momento de ejecutar la comparación de plataformas de análisis de sentimientos en ingeniería de software se recolectaron los data sets a través de la plataforma de Kaggle, la cual se dedica a la ciencia de datos, análisis predictivo y machine learning [70]. La investigación se enfocó en filtrar la información referente a la ingeniería de software como referencias sobre aplicaciones y temas relacionados con la ingeniería de software. Por lo cual se analizaron las opiniones mediante varias plataformas en las cuales se compararán y se verificarán sus coincidencias entre sí o se obtienen diferentes resultados.

3.2. Tipos de investigación

La presente investigación tiene un carácter de tipo cuantitativa por lo que se realizó mediante una recopilación de opiniones que se extraerán de data set sobre ingeniería de software. Una vez que se identificó la información, se utilizaron plataformas y herramientas de análisis de sentimientos en las cuales se realizaron las comparaciones correspondientes.

Fue también de tipo exploratorio ya que este tipo de investigaciones dependen de la recolección de información que se encuentra disponible para luego hacer uso de las diferentes herramientas y plataformas para el análisis de sentimientos.

3.3. Métodos de investigación

El diseño de la investigación es de método inductivo por lo que utilizó la información recolectada y de las observaciones que ofrecen los conjuntos de datos sobre ingeniería de software como base, para luego ser analizada en las diferentes plataformas de tal manera que se puedan generar conclusiones. Por otro lado, también es de método experimental ya que se usaron variables de la ISO/IEC 25010 para evaluar cada plataforma utilizada y observar lo que sucede en cada una de ellas. Por último, se procedió a realizar las comparaciones de plataformas.

3.4. Técnicas de investigación

Para el desarrollo de la investigación se usó como técnica la revisión bibliográfica ya que se analizaron artículos y estudios realizados sobre el uso de las plataformas de análisis de sentimientos en ingeniería de software. Otra técnica de investigación fue la observación por lo que nos permite obtener la información de diversos análisis y generar las conclusiones en base a la información obtenida.

3.5. Población y muestra

Para realizar la siguiente investigación, se trabajó con plataformas y herramientas sobre análisis de sentimientos. Es por lo que se seleccionaron tres plataformas de análisis de sentimientos más utilizadas por los desarrolladores de software a las cuales se les aplicará métricas estándares para realizar el proceso de analizar la información de las opiniones y comentarios. De esta manera se espera obtener resultados precisos de las diferentes plataformas elegidas de análisis de sentimientos. Para cada plataforma se analizaron 1000 opiniones provenientes de los dos conjuntos de datos seleccionados.

3.6. Descripción de instrumentos

La presente investigación se desarrolló como un estudio experimental, por lo tanto, como instrumento se utilizaron métricas de la ISO/IEC 25010 que se encargan de evaluar la calidad el software. Estas variables fueron aplicadas a las plataformas y herramientas de análisis de sentimientos, que se detallaron anteriormente, para ejecutar la comparación de análisis de sentimientos hacia las opiniones y comentarios emitidos por los usuarios en ingeniería de software y así evaluar lo que se obtenga de los resultados.

Con la finalidad de entender de mejor manera los resultados se elaboró una escala de valoración para las métricas definidas anteriormente. La escala de valoración se realizó de la siguiente manera.

Muy negativo	Negativo	Neutro	Positivo	Muy Positivo
1	2	3	4	5

Tabla 2: Escalas de valoración.

3.7. Técnicas de procesamiento y análisis de datos

Una vez que se obtuvo la información a través de los data set escogidos, pasaron a hacer procesados por las diferentes plataformas utilizadas sobre análisis de sentimientos en ingeniería de software. Los resultados fueron analizados con la finalidad de comparar y evaluar la calidad de las plataformas y herramientas utilizadas en la presente investigación. Se los dividirá en positivos, negativos y neutrales. Luego, se utilizó una hoja de electrónica en el que se ingresarán los datos y se visualizaron mediante gráficos para facilitar la comprensión de los resultados obtenidos.

3.8. Normas éticas

La presente investigación fue llevada a cabo como parte de los requisitos dictaminados en el reglamento de grado impuesto por la Pontificia Universidad Católica del Ecuador Sede Esmeraldas. Se tomaron de referencias un conjunto de puntos y reglamentos que fundamentan la integridad, profesionalismo y autoría propia del tema abordado. Por otra parte, se respetará el trabajo de cada uno de los autores que se han nombrado durante el transcurso de la presente investigación, incluyendo ideas y conceptos usados en la misma.

4. RESULTADOS

4.1. Algoritmos identificados para el análisis de sentimientos.

Se determinó que los algoritmos que tienen un mayor uso por los investigadores para realizar procesos de clasificación de texto y extracción de sentimientos son los de aprendizaje profundo [77] ya que son algoritmos que procesan datos secuenciales, los cuales se detalla en la tabla 3.

Algoritmo	Descripción
Long Short-term memory (LSTM)	Es un algoritmo que se destaca gracias a su memoria de corto y largo plazo lo cual le permite recordar datos relevantes en una secuencia preservándolo varios instantes de tiempos. Es capaz de realizar reconocimiento de voz, traducción automática, predecir textos, entre otros.
Convolutional Neural Networks (CNN)	Se distingue de los demás por su capacidad de segmentación, clasificación, detección y recuperación de datos, principalmente cuando trabaja con imágenes.
Gated Recurrent Unit (GRU)	Es un algoritmo que está basado en LSTM con la misma capacidad de ser óptimos en sus funciones. Principalmente se destaca en resolver problemas de predicción de texto en series temporales de largo plazo.

Tabla 3: Principales algoritmos para análisis de sentimientos.

4.2. Selección de plataformas a evaluar

De acorde con el análisis bibliográfico realizado se evidenció que las plataformas que se usan para el análisis de sentimientos son de tipo web [75], no obstante, también se estudió una aplicación de escritorio. En la presente investigación se evaluaron tres de ellas, las cuales son: Google Colaboratory, MonkeyLearn y RapidMiner.

Plataforma	Descripción
Google Colaboratory	Es un proyecto que tiene como objetivo expandir la educación, principalmente con el aprendizaje automático [57]. Colaboratory proporciona Python 2 y 3. Tiempos de ejecución preconfigurados con las bibliotecas esenciales de aprendizaje automático e inteligencia artificial. Se pueden incluir datos propios a la plataforma, como datos que se tengan guardado en Google drive y entre otras fuentes.
MonkeyLearn	Es una plataforma de inteligencia artificial fácil de usar que ayuda a los usuarios a comenzar con la PNL utilizando modelos previamente entrenados o creando modelos personalizados que se ajusten a sus necesidades [58]. Es un software como servicio (SaaS), conocido como software de suscripción o software de rentware con un analizador de sentimientos en línea creado con aprendizaje automático.
RapidMiner	RapidMiner es una herramienta de código abierto para la extracción de datos que se puede utilizar como marco independiente para el análisis de datos o integrarse en otro

software como herramienta de extracción de datos [64].

Tabla 4: Plataformas por evaluar

4.3. Determinación de métricas

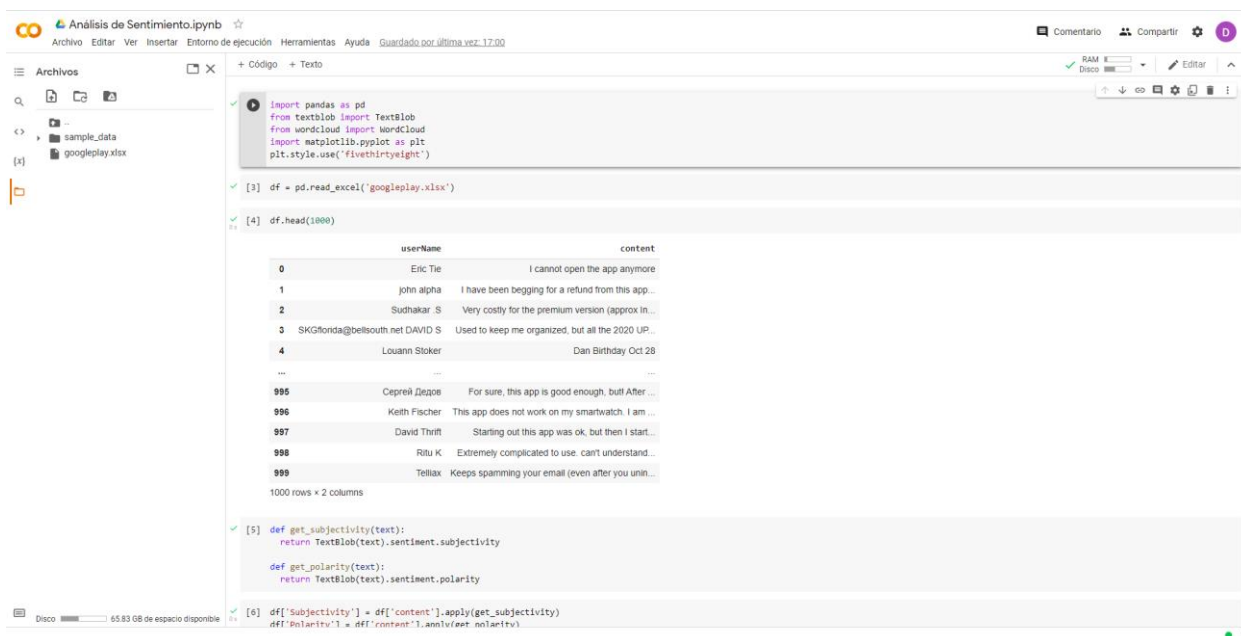
Factor	Parámetro	Descripción
Adecuación Funcional	Pertinencia funcional	Característica en que las funciones de software faciliten la realización de tareas específicas del usuario.
	Utilización de recursos	Cantidad de procesos y recursos utilizados por el software.
Eficiencia de desempeño	Capacidad	Característica que mide al software cuando se encuentra el límite mientras realiza las tareas proporcionadas.
	Capacidad para reconocer su adecuación	Categoría en el que el usuario reconoce si el software es apropiado para cumplir sus objetivos.
Usabilidad	Capacidad de aprendizaje	Facultad del software que permite al usuario entenderlo con eficacia para hacer uso de este.
	Capacidad para ser usado	Característica del software en el cual permite que el uso sea fácil para los usuarios.

Tabla 5: Selección de parámetros

4.4. Selección de data set

Para ejecutar las pruebas en las diferentes plataformas, se trabajaron con dos conjuntos de datos. El primer data set llamado Google Play Store Reviews es un conjunto de datos que cuenta con 12000 revisiones positivas y negativas de las diferentes aplicaciones que contiene la plataforma. El segundo data set con el que se trabajó fue Wikipedia Talk Pages en el cual se encuentran 223549 comentarios de los usuarios en las páginas de discusión, los cuales están calificados como comentarios negativos y tóxicos. Se decidió trabajar con una misma cantidad de comentarios por que determinó trabajar con 1000 comentarios de ambos data set.

4.5. Resultados de Google Colaboratory



The screenshot shows a Google Colaboratory notebook titled "Análisis de Sentimiento.ipynb". The code cells are as follows:

```
[0] import pandas as pd
from textblob import TextBlob
from wordcloud import WordCloud
import matplotlib.pyplot as plt
plt.style.use('fivethirtyeight')
```

```
[3] df = pd.read_excel('googleplay.xlsx')
```

```
[4] df.head(1000)
```

	userName	content
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...
2	Sudhakar S	Very costly for the premium version (approx in...
3	SKGflonda@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
...
995	Capreñ Dzdob	For sure, this app is good enough, but After ...
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...
999	Tellax	Keeps spamming your email (even after you unin...

```
[5] def get_subjectivity(text):
    return TextBlob(text).sentiment.subjectivity

def get_polarity(text):
    return TextBlob(text).sentiment.polarity
```

```
[6] df[['subjectivity']] = df['content'].apply(get_subjectivity)
df[['polarity']] = df['content'].apply(get_polarity)
```

Figura 1: Plataforma Google Colaboratory

Una vez creado nuestro nuevo documento en blanco se procedió a importar las librerías que nos permitieron realizar el análisis de sentimientos. En la Figura 2 se muestran las bibliotecas importadas.

```

✓ 2 s ▶ import pandas as pd
      from textblob import TextBlob
      from wordcloud import WordCloud
      import matplotlib.pyplot as plt
      plt.style.use('fivethirtyeight')

```

Figura 2: Bibliotecas importadas

La biblioteca Pandas nos proporciona herramientas que permiten trabajar con dataframe (datos estructurados), también permite la manipulación datos con distintos formatos como: CSV y Microsoft Excel. Por lo tanto, fue esencial al momento de importar nuestros data set y poder trabajar con ellos. Simplemente cargamos el data set hacia la plataforma arrastrándolo para luego ser analizado.

	userName	content
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...
2	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx In...
3	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
...
995	Сергей Дедов	For sure, this app is good enough, but! After ...
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...
999	Telliax	Keeps spamming your email (even after you unin...

1000 rows × 2 columns

Figura 3: Lectura data set Google Play Store

	id	comment_text
0	0000997932d777bf	Explanation\nWhy the edits made under my usern...
1	000103f0d9cfb60f	D'aww! He matches this background colour I'm s...
2	000113f07ec002fd	Hey man, I'm really not trying to edit war. It...
3	0001b41b1c6bb37e	"\nMore\nI can't make any real suggestions on ...
4	0001d958c54c6e35	You, sir, are my hero. Any chance you remember...
...
995	02b8e9f1f138d728	" Hi, Writingrights, Welcome to Wikipedia! \n...
996	02b90e56ec25a4c1	It is common knowledge that Karaims (but not K...
997	02b91acc085c26f8	, 12 April 2006 (UTC)\nThen rewrite and expand...
998	02b94ce316048bc1	"I was trying to inject some humour (as eviden...
999	02b9ef57925866c8	this title should redirect to Altona, Hamburg....

1000 rows × 2 columns

Figura 4: Lectura data set Wikipedia Talk Pages

La biblioteca funciona para procesar información de los textos, además también se encarga de la clasificación de texto y otras funciones para el análisis de sentimientos. La función *sentiment* que se encarga del análisis de sentimientos los clasifica en polaridad y subjetividad/objetividad. La polaridad trabaja entre los rangos de -1.0, 0, 1.0. Donde -1.0 es negativo, 0 es neutral y 1.0 es positivo. La subjetividad trabaja dentro de los rangos de 0.0 y 1.0. Donde 0.0 es muy objetivo (hecho) y 1.0 es muy subjetivo (opinión).

	userName	content	Subjectivity	Polarity
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore	0.500000	0.000000
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...	0.000000	0.000000
2	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx In...	0.560000	0.360000
3	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...	0.175000	-0.667572
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28	0.000000	0.000000
...
995	Сергей Дедов	For sure, this app is good enough, but! After ...	0.431481	0.066667
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...	0.625000	-0.250000
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...	0.438095	0.039286
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...	0.550000	0.150000
999	Telliax	Keeps spamming your email (even after you unin...	0.000000	0.000000

1000 rows × 4 columns

Figura 5: Polaridad data set Google Play Store

	id	comment_text	Subjectivity	Polarity
0	0000997932d777bf	Explanation\nWhy the edits made under my usern...	0.454545	0.136364
1	000103f0d9cfb60f	D'aww! He matches this background colour I'm s...	0.550000	0.287500
2	000113f07ec002fd	Hey man, I'm really not trying to edit war. It...	0.406667	0.160000
3	0001b41b1c6bb37e	"\nMore\nI can't make any real suggestions on ...	0.301042	0.200000
4	0001d958c54c6e35	You, sir, are my hero. Any chance you remember...	0.000000	0.000000
...
995	02b8e9f1f138d728	" Hi, Writingrights, Welcome to Wikipedia! \n...	0.582626	0.188580
996	02b90e56ec25a4c1	It is common knowledge that Karaims (but not K...	0.350000	0.025000
997	02b91acc085c26f8	, 12 April 2006 (UTC)\nThen rewrite and expand...	0.383333	0.101786
998	02b94ce316048bc1	"I was trying to inject some humour (as eviden...	0.600000	-0.175962
999	02b9ef57925866c8	this title should redirect to Altona, Hamburg....	0.500000	0.500000

1000 rows × 4 columns

Figura 6: Polaridad data set Wikipedia Talk Pages

Wordcloud (nube de palabras) es una biblioteca que se implementó ya que nos ayuda a tener una representación visual de los conjuntos de datos de texto con los que se trabajó. Obteniendo la importancia de cada palabra basándose en la frecuencia que tenga.

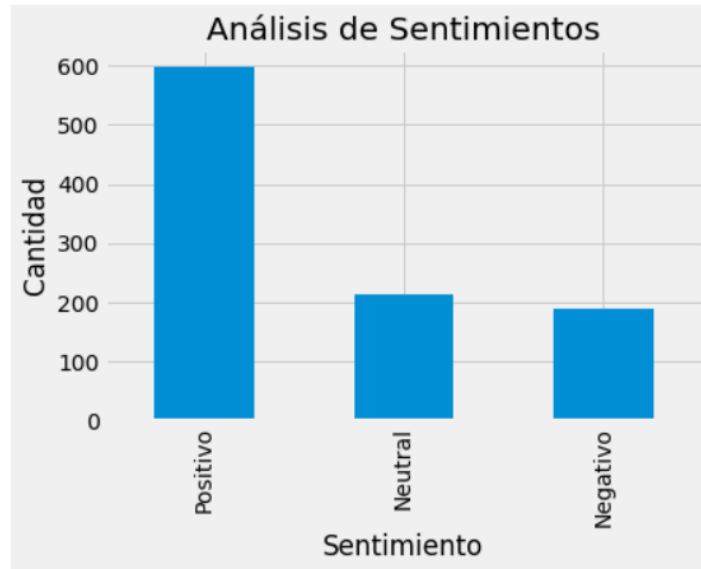


Figura 9: Resultados data set Google Play Store Reviews – Google Colaboratory

Los resultados que se obtuvieron con el data set de Google Play Store Reviews muestran que existe mayor cantidad de comentarios positivos, como se aprecia en la figura 9. Resultados tanto como negativos y neutrales arrojaron una menor cantidad.

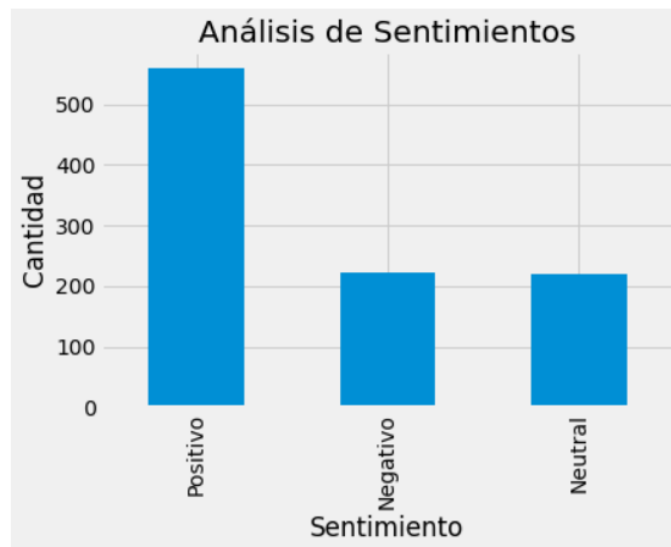


Figura 10: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – Google Colaboratory

Como se puede observar en la figura 10, al momento de analizar el data set de Wikipedia Talk Pages arrojó como resultado que existen mayor de cantidad de comentarios positivos. Mientras que comentarios tanto como negativos y neutrales obtuvieron una cantidad inferior.

4.6. Resultados de MonkeyLearn

La siguiente plataforma con la que se trabajó fue MonkeyLearn. Es un software como servicio (SaaS), conocido como software de suscripción o software de rentware con un analizador de sentimientos en línea creado con aprendizaje automático. Nos ofrece varias funciones que tienen relación con el análisis de texto como se puede observar en la figura 7. El modelo prefabricado de análisis de sentimientos fue elegido para el desarrollo de la investigación el cual brinda la función de cargar nuestro data set y comenzar con el análisis.

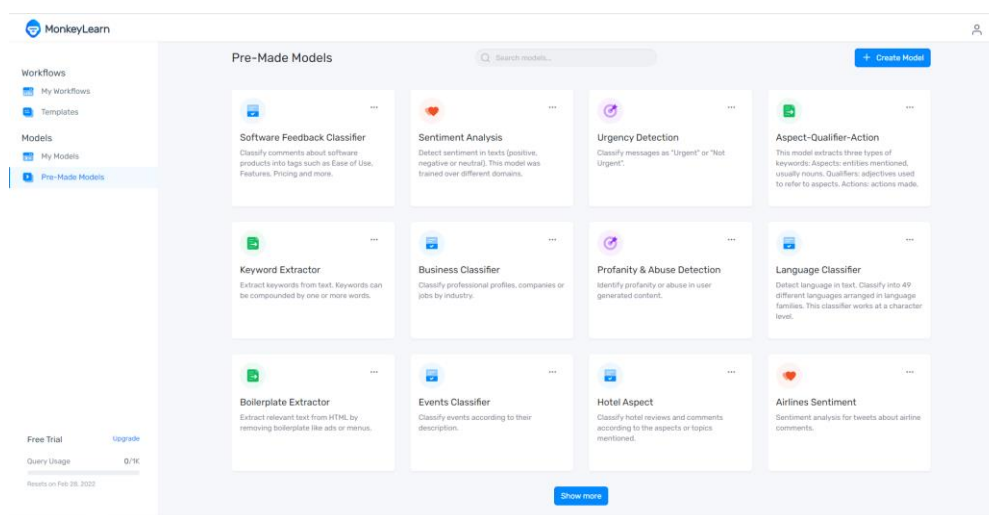


Figura 11: Plataforma MonkeyLearn.

Al analizar el modelo prefabricado de análisis de sentimientos que nos ofrece la plataforma encontramos la opción de *demo* la cual funciona ingresando oraciones o frases manualmente para realizar el análisis de sentimientos. Para esta investigación se usó la opción de *batch* la cual nos permite cargar grandes cantidades de datos para ser analizados.

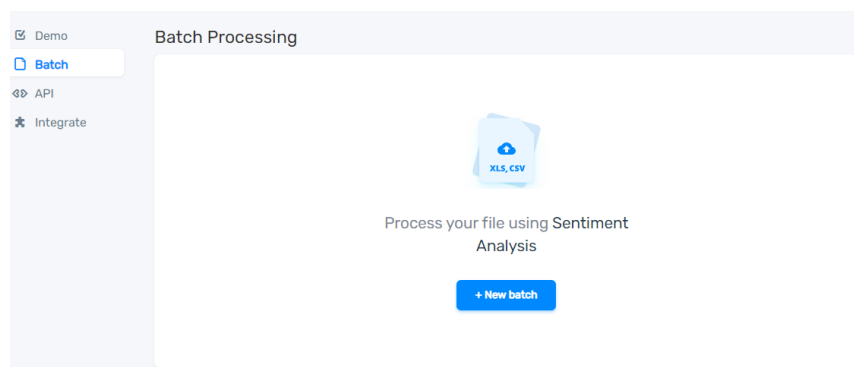


Figura 12: Opción batch de plataforma MonkeyLearn

Al cargar nuestro data set, la plataforma automáticamente permitió la función de identificar el contenido que se analizará por lo cual se seleccionó la columna de contenido en la cual se encuentran las opiniones.

PREVIEW

Select the columns to analyze

Multiple selected columns will be concatenated

Discard first row

	<input type="checkbox"/> Use this column	<input checked="" type="checkbox"/> Use this column
1	userName	content
2	Eric Tie	I cannot open the app anymore
3	john alpha	I have been begging for a refund from this app for over a mo...
4	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx Indian Rupees 91...
5	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UPDATES have mad...
6	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
7	Jon Clemens	It has changed how I viewed my different lists. Now they are...
8	Gale W	I'm only looking for a grocery list app but every time I tap...
9	No One	Reset my free trial, new phone I'd like to see if it's bette...
10	I Dewa Gede Nopi Ariana	How do to stop monthly payment because i don't use this app ...

Showing 10 out of 2001 rows

[Continue](#)

Figura 13: Previsualización de contenido a analizar.

Luego de culminar con el análisis de sentimientos, la plataforma automáticamente nos descargó un documento de hoja de cálculo en el cual se mostraron los resultados correspondientes. La plataforma agregó dos columnas adicionales las cuales fueron “classification” y “confidence”, en las cuales la columna de classification mostró la polaridad de cada comentario etiquetándolos entre positivo, neutral y negativo, la columna confidence mostró el rango de confianza que se obtuvo al analizar el texto entre los rangos de 0 a 1, donde 1 significa que el análisis de aquel texto es muy confiable, mientras que 0 significa que no es nada confiable.

	A	B	C	D
1	userName	content	Classification	Confidence
2	Eric Tie	I cannot open the app anymore	Negative	0.988
3	john alpha	I have been begging for a refund from this app for over a month and nobody is replying me	Negative	0.99
4	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx Indian Rupees 910 per year). Better to download the premium version of this app from apkmos website and use it. Microsoft to do list app is far more better.	Negative	0.925
5	SKGflorida@bellsouth.net	Used to keep me organized, but all the 2020 UPDATES have made a mess of things !!! Y cudn't u leave well enuf alone ??? Guess ur techies feel the need to keep making changes to justify continuing to collect their salary !!!	Neutral	0.585
6	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28	Neutral	0.961
7	Jon Clemens	It has changed how I viewed my different lists. Now they are all jumbled together and I can't find what I need.	Neutral	0.434
8	Gale W	I'm only looking for a grocery list app but every time I tap away from the app I have to tap again (after opening it again) to see the list. I can't find a way to keep a certain list showing when I open or reopen the app. eta: in response to the reply, it doesn't work like that on my phone. Even if the grocery list is showing, when I open another app and then go back to the any.do app, the list of lists is showing and I have to retap to get the grocery list to show again.	Negative	0.954
9	No One	Reset my free trial, new phone I'd like to see if it's better.	Neutral	0.684
10	I Dewa Gede Nopi Ariana	How do to stop monthly payment because i don't use this app anymore	Neutral	0.542

Figura 14: Resultados data set Google Play Store Reviews – MonkeyLearn

Los resultados obtenidos al momento de analizar el conjunto de datos de Google Play Store Reviews mostraron una mayor cantidad de comentarios negativos. Con una mínima diferencia de comentarios positivos y por últimos neutrales con una menor cantidad.

1	id	comment_text	Classification	Confidence
2	0000997932d777bf	Why the edits made under my username Hardcore Metallica Fan were reverted? They weren't vandalisms, just closure on some GAs after I voted at New York Dolls FAC. And please don't remove the template from the talk page since I'm retired now.89.205.38.27	Negative	0.617
3	000103f0d9cfb60f	D'aww! He matches this background colour I'm seemingly stuck with. Thanks. (talk) 21:51, January 11, 2016 (UTC)	Neutral	0.62
4	000113f07ec002fd	Hey man, I'm really not trying to edit war. It's just that this guy is constantly removing relevant information and talking to me through edits instead of my talk page. He seems to care more about the formatting than the actual info.	Negative	0.997
5	0001b41b1c6bb37e	More I can't make any real suggestions on improvement - I wondered if the section statistics should be later on, or a subsection of ""types of accidents"" -I think the references may need tidying so that they are all in the exact	Positive	0.678
6	0001d958c54c6e35	You, sir, are my hero. Any chance you remember what page that's on?	Neutral	0.742
7	00025465d4725e87	Congratulations from me as well, use the tools well. · talk "	Positive	0.873
8	0002bc3da6cb337	COCKSUCKER BEFORE YOU PISS AROUND ON MY WORK	Positive	0.562
9	00031b1e95af7921	Your vandalism to the Matt Shirvington article has been reverted. Please don't do it again, or you will be banned. Sorry if the word 'nonsense' was offensive to you. Anyway, I'm not intending to write anything in the article(wow they would jump on me for vandalism), I'm merely requesting that it be more encyclopedic so one can use it for school as a reference. I have been to the selective breeding page but it's almost a stub. It points to	Negative	0.868
10	00037261f536c51d	'animal breeding' which is a short messy article that gives you no info. There must be someone around with	Negative	0.766

Figura 15: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – MonkeyLearn

De igual manera al momento de realizar el análisis con el conjunto de datos de Wikipedia Talk Pages arrojó una mayor cantidad de comentarios negativos. Seguido de comentarios neutrales y por últimos con una menor cantidad de comentarios positivos.

4.7. Resultados de RapidMiner

RapidMiner es un programa de escritorio que sirve para la extracción y el análisis de datos. Además, cuenta con funciones para el proceso de análisis de datos conectando operadores según las tareas se fueron realizando. Durante el proceso se utilizaron tres operadores que permitieron realizar el análisis de sentimientos.

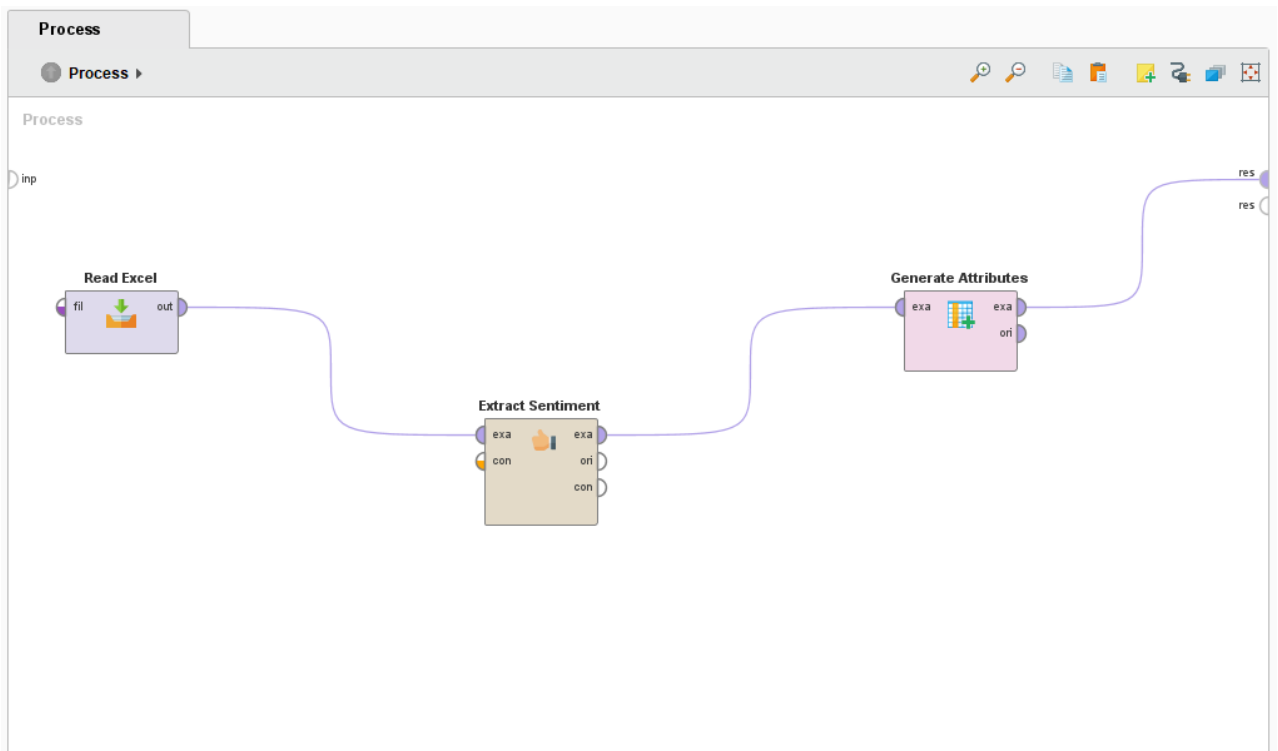


Figura 16: Programa RapidMiner

El programa permite leer distintos tipos de archivos, uno de ellos fue el operador “Read Excel” el cual nos permitió cargar datos de hojas de cálculo de Microsoft Excel, por lo tanto, se procedió a cargar el data set y se verificó los datos se encuentren correctos y listos para ser procesados.

Import Data - Format your columns.

Format your columns.

Replace errors with missing values ⓘ

	userName <i>polynomial</i>	content <i>polynomial</i>
1	Eric Tie	I cannot open the app anymore
2	John alpha	I have been begging for a refund from this app for over a month and nobody is re...
3	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx Indian Rupees 910 per year). Better ...
4	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UPDATES have made a mess of th...
5	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
6	Jon Clemens	It has changed how I viewed my different lists. Now they are all jumbled together...
7	Gale W	I'm only looking for a grocery list app but every time I tap away from the app I hav...
8	No One	Reset my free trial, new phone I'd like to see if it's better.
9	I Dewa Gede Nopi Ariana	How do to stop monthly payment because i don't use this app anymore
10	John Riddle	I complain about not crashes and it was immediately fixed! Good job!! Now the cr...
11	Lisa Pappas	Constant crashing. After reading all the negative reviews, I Uninstalled it from all...
12	Kyuhwa Lee	Widgets are useless because they always show all tasks I have, regardless of c...
13	Tom Dashiell	Horrible app. It doesn't do as described. Absolutely no support!
14	Erica M	Update October 2020: new update deleted all of my tasks, forced me to create a...
15	Susan Anderson	Did not realize there was a charge for this app do not want this app.
16	Simon H	Spams notifications of how many tasks other users have completed this week. ...
17	John Pires Photography	Downloaded first thing it tries to do is do a con. Not impressed.
18	Stacy Dehut	No longer works with Alexa. What happened???
19	Rishi Mehta	it doesn't show any list

no problems.

← Previous Finish ✖ Cancel

Figura 17: Lectura data set Google Play Store Reviews

Import Data - Format your columns.

Format your columns.

Replace errors with missing values ⓘ

	id <i>polynomial</i>	comment_text <i>polynomial</i>
1	0000997932d777bf	ExplanationWhy the edits made under my username Hardcore Metallica Fan we...
2	000103f0d9cfb60f	D'aww! He matches this background colour I'm seemingly stuck with. Thanks. (t...
3	000113f07ec002fd	Hey man, I'm really not trying to edit war. It's just that this guy is constantly remov...
4	0001b41b1c6bb37e	"Morel can't make any real suggestions on improvement - I wondered if the secti...
5	0001d958c54c6e35	You, sir, are my hero. Any chance you remember what page that's on?
6	000254f5d4725e87	"Congratulations from me as well, use the tools well. . talk "
7	0002bcb3da6cb337	COCKSUCKER BEFORE YOU PISS AROUND ON MY WORK
8	00031b1e95af7921	Your vandalism to the Matt Shirvington article has been reverted. Please don't d...
9	00037261f536c51d	Sorry if the word 'nonsense' was offensive to you. Anyway, I'm not intending to wr...
10	00040093b2887caa	alignment on this subject and which are contrary to those of DuLithgow
11	0005300084f90edc	"Fair use rationale for Image:Wonju.jpgThanks for uploading Image:Wonju.jpg. I...
12	00054a5e18b50dd4	bbq be a man and lets discuss it-maybe over the phone?
13	0005c987bdfc9d4b	Hey... what is it. @ talk .What is it... an exclusive group of some WP TALIBANS.....
14	0006f16e4e9f292e	Before you start throwing accusations and warnings at me, lets review the edit it...
15	00070ef96486d6f9	Oh, and the girl above started her arguments with me. She stuck her nose wher...
16	00078f8ce7eb276d	"Juelz Santanas Ageln 2002, Juelz Santana was 18 years old, then came Febru...
17	0007e25b2121310b	Bye! Don't look, come or think of coming back! Tossler.
18	000897889268bc93	REDIRECT Talk:Voydan Pop Georgiev- Chernodirski
19	0009801hd8f5f5806	The Mitsurini point made no sense - why not argue to include Hindi on Rvn Sak

no problems.

← Previous Finish ✖ Cancel

Figura 18: Lectura data set Wikipedia Talk Pages

Luego de cargar nuestro data set se procedió a instalar la extensión de “Operador Toldbox” el cual contiene operadores para el análisis de texto. El que se usó para la presente investigación fue “Extrac Sentiment” el cual se basa en diccionarios de sentimientos y arroja una puntuación de que se encuentra entre los rangos de -1, 0, 1. Donde 1 es muy positivo, 0 neutral y -1 muy negativo. Todo este análisis lo arrojó creando en una celda denominada “escore”.

Adicionalmente se agregó el operador “Generate Attributes” el cual permite generar atributos definidos por el usuario en cual se pueden emplear funciones lógicas y matemáticas. Se utilizó para crear una columna que se denominó “Polaridad” que consistió en clasificar el puntaje arrojado del análisis de sentimientos (score), convirtiéndolo en texto para comprender de una mejor manera los resultados. Por lo cual se los catalogó en positivo, negativo y neutral.

Row No.	Score	userName	content	Polaridad
1	0	Eric Tie	I cannot open the app anymore	Neutral
2	0	john alpha	I have been begging for a refund from this app for over a month and nobo...	Neutral
3	0.872	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx Indian Rupees 910 per year). ...	Positivo
4	-0.410	SKGflorida@...	Used to keep me organized, but all the 2020 UPDATES have made a mes...	Negativo
5	0	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28	Neutral
6	0	Jon Clemens	It has changed how I viewed my different lists. Now they are all jumbled to...	Neutral
7	0.667	Gale W	I'm only looking for a grocery list app but every time I tap away from the ap...	Positivo
8	1.462	No One	Reset my free trial, new phone I'd like to see if it's better.	Positivo
9	-0.308	I Dewa Gede ...	How do to stop monthly payment because i don't use this app anymore	Negativo
10	0.103	John Riddle	I complain about not crashes and it was immediately fixed!Good job!! Now ...	Positivo
11	-1.077	Lisa Pappas	Constant crashing. After reading all the negative reviews, I Uninstalled it fr...	Negativo
12	0.179	Kyuhwa Lee	Widgets are useless because they always show all tasks I have, regardle...	Positivo
13	-0.513	Tom Dashiell	Horrible app. It doesn't do as described. Absolutely no support!	Negativo
14	1.923	Erica M	Update October 2020: new update deleted all of my tasks, forced me to cr...	Positivo
15	0.077	Susan Ander...	Did not realize there was a charge for this app do not want this app.	Positivo
16	-0.205	Simon H	Spams notifications of how many tasks other users have completed this ...	Negativo
17	0.538	John Pires P...	Downloaded first thing it trys to do is do a con. Not impressed.	Positivo
18	-0.308	Stacy Dehut	No longer works with Alexa. What happened??	Negativo
19	0	Rishi Mehta	it doesn't show any list	Neutral
20	0	Jacob Lomba...	Do not download	Neutral
21	0	Colleen McFa...	This app is not what I wanted at all.	Neutral
22	-0.436	Kofi Osahene	Unnecessary pop up. Really annoying and counterproductive	Negativo

Figura 19: Polaridad data set Google Play Store Reviews

Row No.	Score	id	comment_text	Resultado
1	0.667	0000997932...	Explanation	Positivo
2	0.231	000103f0d9cf...	D'aww! He matches this background colour I'm seemingly stuck with. T...	Positivo
3	-0.179	000113f07ec...	Hey man, I'm really not trying to edit war. It's just that this guy is constant...	Negativo
4	0.436	0001b41b1c...	"	Positivo
5	0.923	0001d958c5...	You, sir, are my hero. Any chance you remember what page that's on?	Positivo
6	1.308	00025465d4...	"	Positivo
7	-1.231	0002bcb3da...	COCKSUCKER BEFORE YOU PISS AROUND ON MY WORK	Negativo
8	-0.179	00031b1e95...	Your vandalism to the Matt Shirvington article has been reverted. Pleas...	Negativo
9	-1	00037261f53...	Sorry if the word 'nonsense' was offensive to you. Anyway, I'm not intend...	Negativo
10	0	00040093b2...	alignment on this subject and which are contrary to those of DuLithgow	Neutral
11	8.385	0005300084f...	"	Positivo
12	0	00054a5e18...	bbq	Neutral
13	-0.513	0005c987bdf...	Hey... what is it.	Negativo
14	0.769	0006f16e4e9...	Before you start throwing accusations and warnings at me, lets review t...	Positivo
15	0.128	00070ef9648...	Oh, and the girl above started her arguments with me. She stuck her no...	Positivo
16	-0.385	00078f8ce7e...	"	Negativo
17	0	0007e25b21...	Bye!	Neutral
18	0	0008978892...	REDIRECT Talk:Voydan Pop Georgiev- Chernodirnski	Neutral
19	-0.667	0009801bd8...	The Mitsurugi point made no sense - why not argue to include Hindi on ...	Negativo
20	1.282	0009eaea33...	Don't mean to bother you	Positivo
21	-0.103	000b08c464...	"	Negativo
22	0.795	000bfd08677...	"	Positivo

Figura 20: Polaridad data set Wikipedia Talk Pages

Finalmente, a través de su opción de visualizaciones, permitió observar los resultados de una manera gráfica para una mejor interpretación. En donde de color azul muestra la cantidad de resultados neutrales, de color verde refleja los resultados positivos y por último con el color naranja que representa a los resultados negativos.

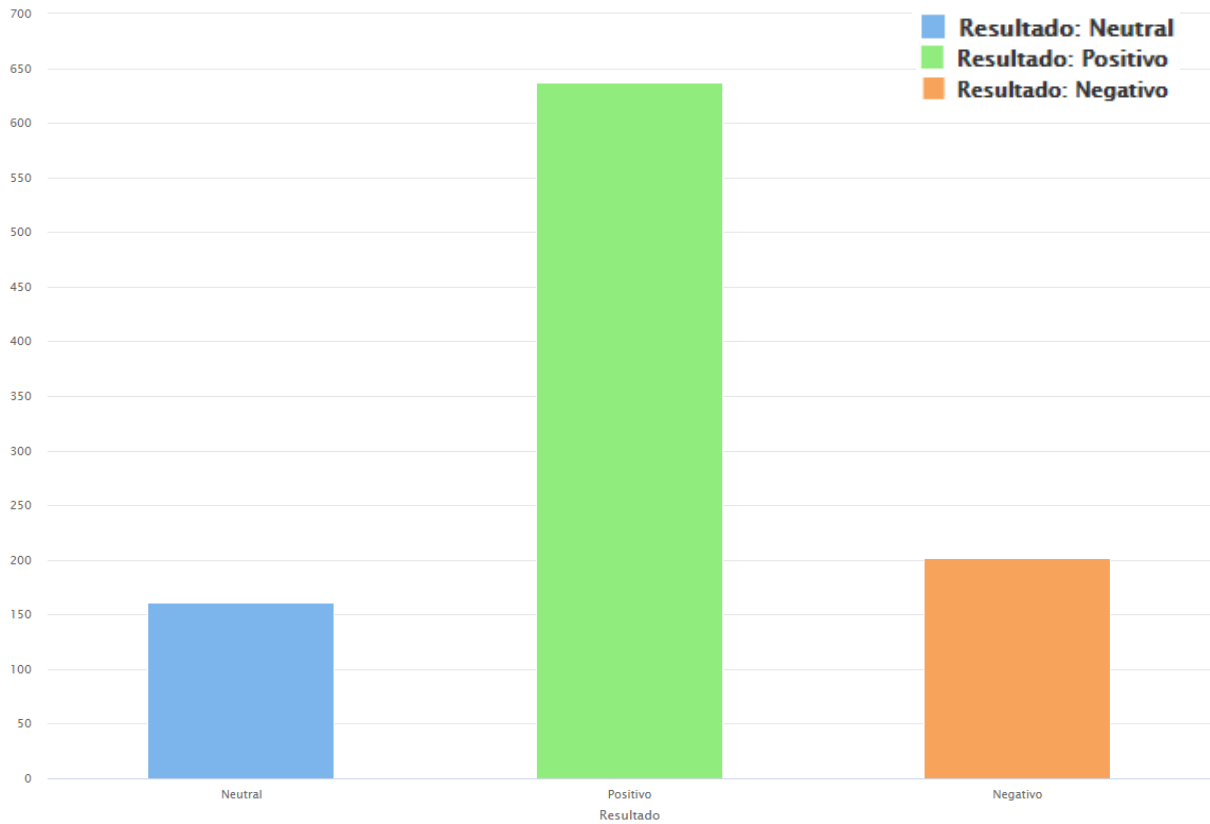


Figura 21: Resultados data set Google Play Store Reviews – RapidMiner

Cuando se analizó el conjunto de datos de Google Play Reviews se pudo observar que existe una mayor cantidad de comentarios positivos con una gran diferencia entre los comentarios negativos y neutrales los cuales fueron una menor cantidad como se muestra en la figura 21.

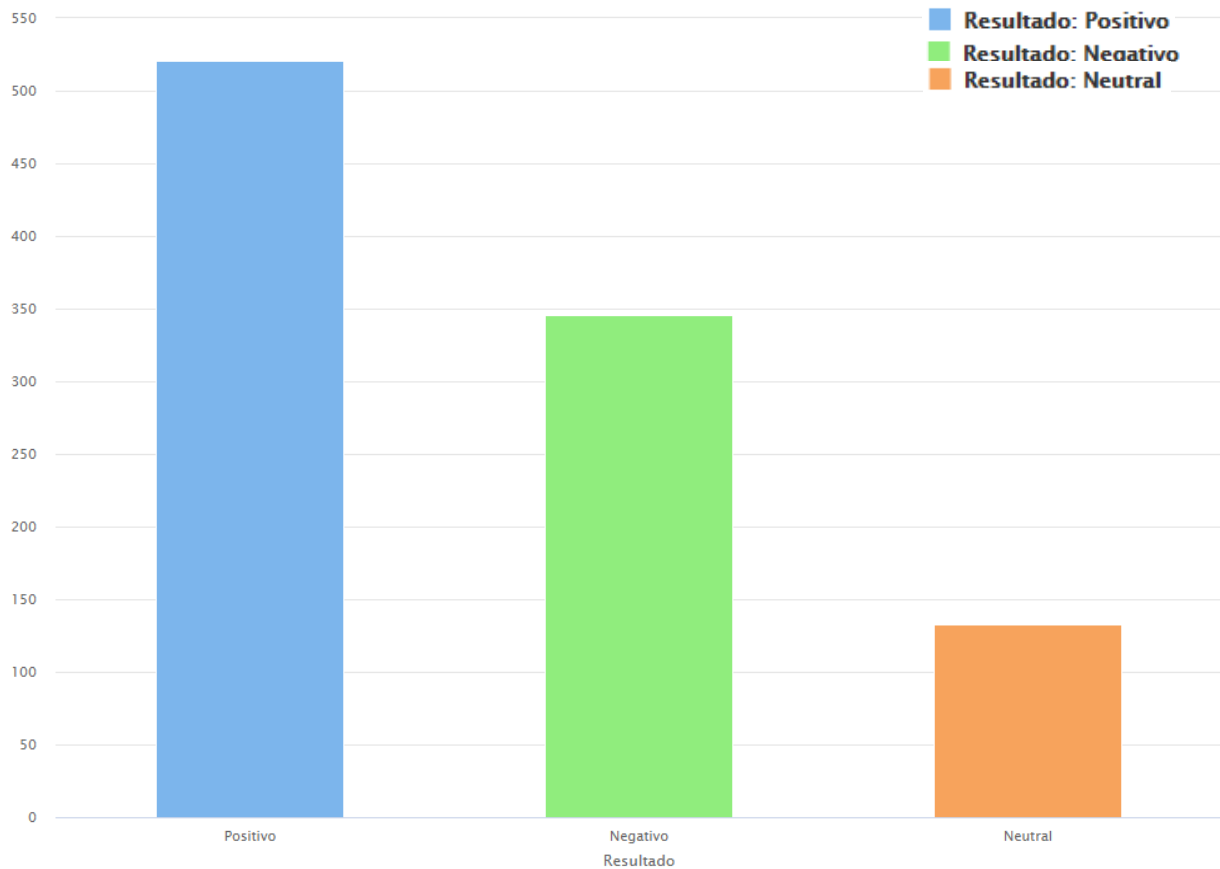


Figura 22: Resultados data set Wikipedia Talk Pages – RapidMiner

Con respecto al conjunto de datos de Wikipedia Talk Pages se pudo observar que también existe una gran cantidad de comentarios positivos seguido por los comentarios negativos y por último con una menor cantidad los comentarios neutrales.

4.8. Interpretación de resultados

Al momento de que se evaluaron las plataformas de Google Colaboratory, MonkeyLearn y RapidMiner mediante las métricas definidas anteriormente con sus parámetros correspondientes se pudieron evidenciar sus resultados como se observa en la Tabla 6.

Aspectos por evaluar	Plataformas														
	Google Colaboratory					MonkeyLearn					RapidMiner				
	Valoración					Valoración					Valoración				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Adecuación funcional	Pertinencia funcional														
					•					•					•
Eficiencia de desempeño	Utilización de recursos														
					•					•			•		
	Capacidad														
					•			•						•	
Usabilidad	Capacidad para reconocer su adecuación														
			•							•			•		
	Capacidad de aprendizaje														
		•								•					•
	Capacidad para ser usado														
		•							•				•		

Tabla 6: Resultados de evaluación de plataformas

Cuando se calificó la adecuación funcional las plataformas que obtuvieron el mayor puntaje de 5 puntos fueron Google Colaboratory y RapidMiner. Con un puntaje de 4 puntos, no alejándose mucho, quedó la plataforma de MonkeyLearn.

El siguiente aspecto que se calificó fue la eficiencia de desempeño el cual contenía parámetros como la utilización de recursos y la capacidad. Las plataformas que obtuvieron mayor puntaje durante la calificación del parámetro de utilización de recursos fueron Google Colaboratory y MonkeyLearn con 5 puntos. La plataforma de RapidMiner obtuvo 3 puntos

quedando en un valor intermedio. Cuando se calificó el parámetro de capacidad la única plataforma que obtuvo una puntuación de 5 puntos fue Google Colaboratory. Por otro lado, la plataforma RapidMiner obtuvo una puntuación de 4 puntos. Por último, la plataforma MonkeyLearn obtuvo una puntuación de 3 puntos.

En lo que respecta a usabilidad se evaluaron los parámetros, en donde la única plataforma que obtuvo un valor de 5 puntos en los tres parámetros fue MonkeyLearn indicando que cumple muy positivamente con las necesidades del usuario. Las otras dos plataformas obtuvieron un valor de 3 puntos en el parámetro de capacidad para reconocer su adecuación. En el siguiente parámetro de capacidad de aprendizaje la plataforma Google Colaboratory obtuvo un valor de 2 puntos lo que significa que tiene un alto grado de aprendizaje, mientras que la plataforma RapidMiner obtuvo un valor de 4 puntos. Cuando se analizó el último parámetro, capacidad para ser usado, la plataforma Google Colaboratory obtuvo un valor de 3 puntos indicando que conlleva tener conocimientos intermedios para ser usado, mientras que el valor que obtuvo RapidMiner fue de 4 puntos.

De acuerdo a las puntuaciones obtenidas se evidenció que la plataforma de Google Colaboratory alcanzó una puntuación total de 23/30 puntos siendo la mayor parte de sus puntos en los parámetros de adecuación funcional y eficiencia de desempeño. Por otro lado, la plataforma MonkeyLearn alcanzó una puntuación total de 27/30 puntos de los cuales gran parte de su puntaje proviene del parámetro de usabilidad. Por último, la plataforma de RapidMiner alcanzó una puntuación de 23/30 puntos en donde mostró un poco de dificultad en el parámetro de eficiencia de desempeño y usabilidad.

5. DISCUSIÓN

Tomando en cuenta los que se obtuvo los resultados se evidenció que las plataformas de análisis de sentimientos como Google Colaboratory, MonkeyLearn y RapidMiner, a pesar de que trabajaron con los mismos conjuntos de datos no mostraron resultados similares lo que quiere decir que no concuerdan entre ellas. Con respecto a investigaciones anteriores de análisis de sentimientos donde se realizaron varias comparaciones con distintas plataformas y herramientas, se percataron que tampoco existía una similitud al momento de examinar los resultados.

Por otro lado, la plataforma MonkeyLearn al momento en que se analizaron los dos conjuntos de datos con los que se trabajó en la investigación, fue la plataforma que obtuvo mayor credibilidad para realizar el proceso de análisis de sentimientos ya que los resultados obtenidos coinciden con la descripción de los conjuntos de datos, los cuales fueron etiquetados por evaluadores humanos. Al momento de ser evaluada por la ISO/IEC 25010 fue la plataforma que obtuvo una mayor puntuación con respecto a la calidad de software. En concordancia con investigaciones anteriores en donde indican que la plataforma MonkeyLearn es adecuada para trabajar con temas referentes al análisis de sentimientos gracias a sus procesos de alta calidad.

En cuanto a los algoritmos que existen para realizar el proceso de análisis de sentimientos se identificó que los algoritmos de aprendizaje profundo son los más usados tal y como lo son el long short-term memory (LSTM) y convolutional neural networks (CNN), no obstante, no se detalla específicamente qué algoritmo usa cada plataforma. Lo que coincide con investigaciones anteriores en donde se realizaron mapeos sistemáticos y análisis bibliográfico en el campo de análisis de sentimientos.

5.1. Conclusiones

En la presente investigación se compararon diferentes plataformas de análisis de sentimientos en ingeniería de software las cuales fueron evaluadas mediante métricas de la ISO/IEC 25010 la cual tiene como objetivo determinar la calidad de software para que de esta manera tengamos en cuenta cuan eficaz puede ser cada una de estas plataformas que fueron comparadas y analizadas.

En cuanto a la identificación de las plataformas de análisis de sentimientos y los algoritmos que se usan para realizar estos procesos, se pudo evidenciar que en la actualidad existen varias empresas que se encuentran trabajando en desarrollar más este tema, lo que quiere decir que existen muchos servicios web que se dedican analizar opiniones de usuarios y extraer los sentimientos como las plataformas de Google Colaboratory, MonkeyLearn y RapidMiner. Detrás de las plataformas de análisis de sentimientos se encuentran los algoritmos los cuales son los encargados de realizar varios procesos con inteligencia artificial en general para lograr resultados óptimos. Es importante mencionar que cada vez son más efectivos tal y como lo son el LSTM y CNN.

Al momento de interpretar los resultados con los dos conjuntos de datos con los que se trabajó en la presente investigación, se determinó que la plataforma más eficaz y confiable fue MonkeyLearn mostrando un alto valor obtenido de 27/30 puntos, obteniendo también similitud con la descripción de los conjuntos de datos. Esto quiere decir que cumple un buen nivel de calidad con lo referente a la ISO/IEC 25010. Obteniendo puntuaciones iguales quedaron la plataforma Google Colaboratory y RapidMiner con una puntuación no muy lejana de 23/30 puntos. Sin embargo, sus resultados no concordaron con las descripciones de los conjuntos de datos.

5.2. Recomendaciones

Para trabajos futuros que se relacionen con el tema de análisis de sentimientos se recomienda trabajar con plataformas de servicios web ya que de esta manera no requiere tener una computadora con características de buen rendimiento. La plataforma MonkeyLearn resultó ser eficaz, además sus resultados mostraron un alto nivel de confiabilidad. Otra característica importante y llamativa es la interfaz con la que cuenta la plataforma la cual resultó ser fácil e intuitiva al momento de usarla, lo cual permite que cualquier usuario no experimentado en el tema, pueda realizar procesos de análisis de sentimientos.

A los usuarios que se dedican al desarrollo de software es recomendable que se utilice la técnica de análisis de sentimientos ya que de esta manera se puede obtener información relevante sobre un producto como por ejemplo saber cómo fue aceptado para los consumidores, todo esto a través de las opiniones de las personas.

6. REFERENCIAS

- [1] A. S. Al Shammari, “Real-time Twitter Sentiment Analysis using 3-way classifier,” *21st Saudi Comput. Soc. Natl. Comput. Conf. NCC 2018*, pp. 1–3, 2018, doi: 10.1109/NCG.2018.8593205.
- [2] R. Jongeling, P. Sarkar, S. Datta, and A. Serebrenik, “On negative results when using sentiment analysis tools for software engineering research,” *Empir. Softw. Eng.*, vol. 22, no. 5, pp. 2543–2584, 2017, doi: 10.1007/s10664-016-9493-x.
- [3] C. Arcila-Calderón, F. Ortega-Mohedano, J. Jiménez-Amores, and S. Trullenque, “Análisis supervisado de sentimientos políticos en español: clasificación en tiempo real de tweets basada en aprendizaje automático,” *El Prof. la Inf.*, vol. 26, no. 5, p. 973, 2017, doi: 10.3145/epi.2017.sep.18.
- [4] A. Shelar and C. Y. Huang, “Sentiment analysis of twitter data,” *Proc. - 2018 Int. Conf. Comput. Sci. Comput. Intell. CSCI 2018*, pp. 1301–1302, 2018, doi: 10.1109/CSCI46756.2018.00252.
- [5] K. Hulliyah, N. S. A. A. Bakar, and A. R. Ismail, “Emotion recognition and brain mapping for sentiment analysis: A review,” *Proc. 2nd Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/IAC.2017.8280568.
- [6] T. Al-Moslmi, N. Omar, S. Abdullah, and M. Albared, “Approaches to Cross-Domain Sentiment Analysis: A Systematic Literature Review,” *IEEE Access*, vol. 5, no. c, pp. 16173–16192, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2690342.
- [7] J. Singh, G. Singh, and R. Singh, “Optimization of sentiment analysis using machine learning classifiers,” *Human-centric Comput. Inf. Sci.*, vol. 7, no. 1, 2017, doi: 10.1186/s13673-017-0116-3.
- [8] A. Kumar and G. Garg, “Systematic literature review on context-based sentiment analysis in social multimedia,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 79, no. 21–22, pp. 15349–15380, 2020, doi: 10.1007/s11042-019-7346-5.
- [9] IEEE Standard, “INTERNATIONAL STANDARD ISO / IEC / IEEE Systems and

software engineering - Architecture description,” *Ieee Stand.*, vol. 2011, 2011.

- [10] M. Balaban and A. Sturm, “Software engineering lab- A n essential component of a software engineering curriculum,” *Proc. - Int. Conf. Softw. Eng.*, pp. 21–30, 2018, doi: 10.1145/3183377.3183395.
- [11] E. Klotins *et al.*, “A Progression Model of Software Engineering Goals, Challenges, and Practices in Start-Ups,” *IEEE Trans. Softw. Eng.*, vol. 47, no. 3, pp. 498–521, 2021, doi: 10.1109/TSE.2019.2900213.
- [12] I. Zafar, A. Shaheen, A. K. Nazir, B. Maqbool, W. H. Butt, and J. Zeb, “Practices for Requirement Engineering Processes,” *2018 IEEE 9th Annu. Inf. Technol. Electron. Mob. Commun. Conf.*, pp. 996–999, 2018.
- [13] J. A. Kammeraad, J. Goetz, E. A. Walker, A. Tewari, and P. M. Zimmerman, “What Does the Machine Learn? Knowledge Representations of Chemical Reactivity,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 60, no. 3, pp. 1290–1301, 2020, doi: 10.1021/acs.jcim.9b00721.
- [14] Y. F. Kao and R. Venkatachalam, “Human and Machine Learning,” *Comput. Econ.*, vol. 57, no. 3, pp. 889–909, 2021, doi: 10.1007/s10614-018-9803-z.
- [15] K. Lyytinen, J. V. Nickerson, and J. L. King, “Metahuman systems = humans + machines that learn,” *J. Inf. Technol.*, 2020, doi: 10.1177/0268396220915917.
- [16] R. Roscher, B. Bohn, M. F. Duarte, and J. Garcke, “Explainable Machine Learning for Scientific Insights and Discoveries,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 42200–42216, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2976199.
- [17] O. Koteluk, A. Wartecki, S. Mazurek, I. Kołodziejczak, and A. Mackiewicz, “How do machines learn? Artificial intelligence as a new era in medicine,” *J. Pers. Med.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–22, 2021, doi: 10.3390/jpm11010032.
- [18] H. A. Alatabi and A. R. Abbas, “Sentiment analysis in social media using machine learning techniques,” *Iraqi J. Sci.*, vol. 61, no. 1, pp. 193–201, 2020, doi: 10.24996/ijs.2020.61.1.22.

- [19] S. S. and P. K.V., “Sentiment analysis of malayalam tweets using machine learning techniques,” *ICT Express*, vol. 6, no. 4, pp. 300–305, 2020, doi: 10.1016/j.icte.2020.04.003.
- [20] M. Lu and F. Li, “Survey on lie group machine learning,” *Big Data Min. Anal.*, vol. 3, no. 4, pp. 235–258, 2020, doi: 10.26599/BDMA.2020.9020011.
- [21] L. Vonrueden *et al.*, “Informed Machine Learning - A Taxonomy and Survey of Integrating Prior Knowledge into Learning Systems,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, pp. 1–20, 2021, doi: 10.1109/TKDE.2021.3079836.
- [22] R. Singh and A. Bhatia, “[8] Sentiment analysis using machine learning techniques to predict outbreaks and epidemics,” *Int. J. Adv. Sci. Res.*, no. May, pp. 19–24, 2018.
- [23] F. Valencia, A. Gómez-Espinosa, and B. Valdés-Aguirre, “Price movement prediction of cryptocurrencies using sentiment analysis and machine learning,” *Entropy*, vol. 21, no. 6, 2019, doi: 10.3390/e21060589.
- [24] M. Zhou, N. Duan, S. Liu, and H. Y. Shum, “Progress in Neural NLP: Modeling, Learning, and Reasoning,” *Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 275–290, 2020, doi: 10.1016/j.eng.2019.12.014.
- [25] V. Yaguachi Ruiz, “Uso del procesamiento del lenguaje natural (PLN) en la implementación de agentes conversacionales (bots) para perfiles de Facebook,” *Hum. Relations*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2020.
- [26] D. Bermejo and G. Vizcarra, “Modelo Basado en Aprendizaje Profundo para el Analisis de Sentimiento de Tuits en español,” *Univ. Nac. del Altiplano*, p. 96, 2020.
- [27] Z. Zong and C. Hong, “On application of natural language processing in machine translation,” *Proc. - 2018 3rd Int. Conf. Mech. Control Comput. Eng. ICMCCE 2018*, pp. 506–510, 2018, doi: 10.1109/ICMCCE.2018.00112.
- [28] J. Yao, “Automated Sentiment Analysis of Text Data with NLTK,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1187, no. 5, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1187/5/052020.
- [29] S. S. Panesar, R. N. D’Souza, F. C. Yeh, and J. C. Fernandez-Miranda, “Machine

Learning Versus Logistic Regression Methods for 2-Year Mortality Prognostication in a Small, Heterogeneous Glioma Database,” *World Neurosurg. X*, vol. 2, p. 100012, 2019, doi: 10.1016/j.wnsx.2019.100012.

- [30] A. A. T. Fernandes, D. B. F. Filho, E. C. da Rocha, and W. da Silva Nascimento, “Read this paper if you want to learn logistic regression,” *Rev. Sociol. e Polit.*, vol. 28, no. 74, pp. 1/1-19/19, 2020, doi: 10.1590/1678-987320287406EN.
- [31] S. Sperandei, “Understanding logistic regression analysis,” *Biochem. Medica*, vol. 24, no. 1, pp. 12–18, 2014, doi: 10.11613/BM.2014.003.
- [32] C. Zhu, C. U. Idemudia, and W. Feng, “Improved logistic regression model for diabetes prediction by integrating PCA and K-means techniques,” *Informatics Med. Unlocked*, vol. 17, no. January, p. 100179, 2019, doi: 10.1016/j.imu.2019.100179.
- [33] N. Manchev and M. Spratling, “Target propagation in recurrent neural networks,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 21, pp. 1–33, 2020.
- [34] J. A. Nasir, O. S. Khan, and I. Varlamis, “Fake news detection: A hybrid CNN-RNN based deep learning approach,” *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 1, no. 1, p. 100007, 2021, doi: 10.1016/j.jjime.2020.100007.
- [35] S. Bai, M. Yan, Q. Wan, L. He, X. Wang, and J. Li, “DL-RNN: An Accurate Indoor Localization Method via Double RNNs,” *IEEE Sens. J.*, vol. 20, no. 1, pp. 286–295, 2020, doi: 10.1109/JSEN.2019.2936412.
- [36] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network,” *Phys. D Nonlinear Phenom.*, vol. 404, p. 132306, 2020, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.
- [37] K. Greff, R. K. Srivastava, J. Koutník, B. R. Steunebrink, and J. Schmidhuber, “TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS AND LEARNING SYSTEMS 1 LSTM: A Search Space Odyssey,” *arXiv:1503.04069*, pp. 1–11, 2015, [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1503.04069.pdf>.
- [38] H. Salman, J. Grover, and T. Shankar, “A Review of Recurrent Neural Networks: LSTM Cells and Network Architectures,” vol. 2733, no. March, pp. 2709–2733, 2018,

doi: 10.1162/NECO.

- [39] G. Zhang, F. Tan, and Y. Wu, "Ship Motion Attitude Prediction Based on an Adaptive Dynamic Particle Swarm Optimization Algorithm and Bidirectional LSTM Neural Network," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90087–90098, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2993909.
- [40] L. Wu, C. Kong, X. Hao, and W. Chen, "A Short-Term Load Forecasting Method Based on GRU-CNN Hybrid Neural Network Model," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/1428104.
- [41] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoora, and A. S. Qureshi, *A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks*, vol. 53, no. 8. Springer Netherlands, 2020.
- [42] J. Fernández-Cruz, "Can Sentiment in our Words be Quantified? An Introduction to Lingmotif, a Sentiment Analysis Software Tool and its Educational Application," *Int. Congr. Didact. English Lang.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [43] C. Henriquez Miranda, F. Pla Santamaría, L. F. Hurtado Oliver, and J. Guzmán, "Análisis de sentimientos a nivel de aspecto usando ontologías y aprendizaje automático Aspect-based sentiment analysis using ontologies and machine learning," *Proces. del Leng. Nat.*, vol. 59, no. May, pp. 49–56, 2017, [Online]. Available: https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/69091/1/PLN_59_05.pdf.
- [44] M. Thelwall, "The Heart and Soul of the Web? Sentiment Strength Detection in the Social Web with SentiStrength," pp. 119–134, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-43639-5_7.
- [45] M. Thelwall, K. Buckley, and G. Paltoglou, "Sentiment strength detection for the social web," *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.*, vol. 63, no. 1, pp. 163–173, 2012, doi: 10.1002/asi.21662.
- [46] M. R. Islam and M. F. Zibran, "SentiStrength-SE: Exploiting domain specificity for improved sentiment analysis in software engineering text," *J. Syst. Softw.*, vol. 145, no. June, pp. 125–146, 2018, doi: 10.1016/j.jss.2018.08.030.

- [47] A. Weichselbraun, S. Gindl, and A. Scharl, "Enriching semantic knowledge bases for opinion mining in big data applications," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 69, no. 1, pp. 78–85, 2014, doi: 10.1016/j.knosys.2014.04.039.
- [48] E. Cambria, Y. Li, F. Z. Xing, S. Poria, and K. Kwok, "SenticNet 6: Ensemble Application of Symbolic and Subsymbolic AI for Sentiment Analysis," *Int. Conf. Inf. Knowl. Manag. Proc.*, pp. 105–114, 2020, doi: 10.1145/3340531.3412003.
- [49] Erik Cambria, D. Olsher, D. Rajagopal, and E. Cambria, "A Common and Common-Sense Knowledge Base for Cognition-Driven Sentiment Analysis," *SenticNet 3 A common common-sense Knowl. base Cogn. Sentim. Anal.*, pp. 1515–1521, 2014.
- [50] O. Harfoushi, D. Hasan, and R. Obiedat, "Sentiment Analysis Algorithms through Azure Machine Learning: Analysis and Comparison," *Mod. Appl. Sci.*, vol. 12, no. 7, p. 49, 2018, doi: 10.5539/mas.v12n7p49.
- [51] B. W. Jo and R. M. A. Khan, "An internet of things system for underground mine air quality pollutant prediction based on azure machine learning," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 4, 2018, doi: 10.3390/s18040930.
- [52] H. Ariesta and M. A. Kartawidjaja, "Feature Selection pada Azure Machine Learning untuk Prediksi Calon Mahasiswa Berprestasi," *TESLA J. Tek. Elektro*, vol. 20, no. 2, p. 166, 2019, doi: 10.24912/tesla.v20i2.2993.
- [53] E. J. Kędziora and G. K. Maksim, "Performance analysis of machine learning libraries," *J. Comput. Sci. Inst.*, vol. 20, no. June, pp. 230–236, 2021, doi: 10.35784/jcsi.2693.
- [54] A. Alexan, A. Alexan, and O. Stefan, "Machine learning activity detection using ML.Net," *2020 IEEE 26th Int. Symp. Des. Technol. Electron. Packag. SIITME 2020 - Conf. Proc.*, pp. 188–191, 2020, doi: 10.1109/SIITME50350.2020.9292294.
- [55] E. Kostelansky, E. Krsak, and T. Kello, "Estimate Train Driving Time with Artificial Intelligence," *Proc. Int. Conf. Inf. Digit. Technol. 2019, IDT 2019*, pp. 237–244, 2019, doi: 10.1109/DT.2019.8813690.
- [56] T. Carneiro, R. V. M. Da Nobrega, T. Nepomuceno, G. Bin Bian, V. H. C. De

Albuquerque, and P. P. R. Filho, "Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 61677–61685, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2874767.

- [57] S. V. Halyal, "Running Google Colaboratory as a server – transferring dynamic data in and out of colabs," *Int. J. Educ. Manag. Eng.*, vol. 9, no. 6, pp. 35–39, 2019, doi: 10.5815/ijeme.2019.06.04.
- [58] D. Contreras, S. Wilkinson, N. Balan, and P. James, "Assessing post-disaster recovery using sentiment analysis: The case of L'Aquila, Italy," *Earthq. Spectra*, 2021, doi: 10.1177/87552930211036486.
- [59] L. He and K. Zheng, "How do general-purpose sentiment analyzers perform when applied to health-related online social media data?," *Stud. Health Technol. Inform.*, vol. 264, no. July 2020, pp. 1208–1212, 2019, doi: 10.3233/SHTI190418.
- [60] H. Shirani-mehr, "Applications of Deep Learning to Sentiment Analysis of Movie Reviews Introduction • Sentiment Analysis : one of major challenges in NLP • Not straightforward , • Traditional Approach : Engineering • Deep Learning : Represent words in a vector space , leav," *Tech. Rep.*, 2014.
- [61] S. A. Phand and J. A. Phand, "Twitter sentiment classification using stanford NLP," *Proc. - 1st Int. Conf. Intell. Syst. Inf. Manag. ICISIM 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1–5, 2017, doi: 10.1109/ICISIM.2017.8122138.
- [62] A. Riadsolh, I. Lasri, and M. Elbelkacemi, "Cloud-based sentiment analysis for measuring customer satisfaction in the moroccan banking sector using naïve bayes and stanford nlp," *J. Autom. Mob. Robot. Intell. Syst.*, vol. 14, no. 4, pp. 64–71, 2020, doi: 10.14313/JAMRIS/4-2020/47.
- [63] U. Ghani, I. S. Bajwa, and A. Ashfaq, "A fuzzy logic based intelligent system for measuring customer loyalty and decision making," *Symmetry (Basel)*, vol. 10, no. 12, 2018, doi: 10.3390/sym10120761.
- [64] L. Kovács and H. Ghous, "Efficiency comparison of Python and RapidMiner," *Multidiszcip. Tudományok*, vol. 10, no. 3, pp. 212–220, 2020, doi:

10.35925/j.multi.2020.3.26.

- [65] R. Nofitri and N. Irawati, “Analisis Data Hasil Keuntungan Menggunakan Software Rapidminer,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 199–204, 2019, doi: 10.33330/jurteksi.v5i2.365.
- [66] T. Baviera, “Técnicas para el análisis del sentimiento en Twitter,” *Rev. Dígitos 1.3*, pp. 33–50, 2016.
- [67] D. Dessì, D. R. Recupero, and H. Sack, “An assessment of deep learning models and word embeddings for toxicity detection within online textual comments,” *Electron.*, vol. 10, no. 7, 2021, doi: 10.3390/electronics10070779.
- [68] A. Chapman *et al.*, “Dataset search : a survey,” *VLDB J.*, vol. 29, no. 1, pp. 251–272, 2020, doi: 10.1007/s00778-019-00564-x.
- [69] C. Grajeda, F. Breitingner, and I. Baggili, “Availability of datasets for digital forensics e And what is missing,” *Digit. Investig.*, vol. 22, pp. S94–S105, 2017, doi: 10.1016/j.diin.2017.06.004.
- [70] C. S. Bojer and J. P. Meldgaard, “Kaggle forecasting competitions: An overlooked learning opportunity,” *Int. J. Forecast.*, vol. 37, no. 2, pp. 587–603, 2021, doi: 10.1016/j.ijforecast.2020.07.007.
- [71] K. Manchikanti and B. Madhurika, “AirLine Tweets Sentiment Analysis using RNN and LSTM Techniques,” *Int. J. Adv. Trends Comput. Sci. Eng.*, vol. 9, no. 5, pp. 8197–8201, 2020, doi: 10.30534/ijatcse/2020/184952020.
- [72] Google Play, “Google Play Store Reviews,” *Keggle*, 2020. <https://www.kaggle.com/prakharrathi25/google-play-store-reviews> (accessed Dec. 10, 2021).
- [73] B. van Aken, J. Risch, R. Krestel, and A. Löser, “Challenges for Toxic Comment Classification: An In-Depth Error Analysis,” pp. 33–42, 2019, doi: 10.18653/v1/w18-5105.
- [74] E. Peters and G. K. Aggrey, “An ISO 25010 based quality model for ERP systems,”

Adv. Sci. Technol. Eng. Syst., vol. 5, no. 2, pp. 578–583, 2020, doi: 10.25046/aj050272.

- [75] A. B. M. N. Basmmi, S. A. Halim, and N. A. Saadon, “Comparison of Web Services for Sentiment Analysis in Social Networking Sites,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 884, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/884/1/012063.
- [76] S. Kurniawan, W. Gata, D. A. Puspitawati, I. K. S. Parthama, H. Setiawan, and S. Hartini, “Text Mining Pre-Processing Using Gata Framework and RapidMiner for Indonesian Sentiment Analysis,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 835, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/835/1/012057.
- [77] A. Ligthart, C. Catal, and B. Tekinerdogan, “Systematic reviews in sentiment analysis: a tertiary study,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 54, no. 7, 2021, doi: 10.1007/s10462-021-09973-3.

APÉNDICE

GitHub: <https://github.com/DylanML/Sentiment-Analysis.git>

Proceso de análisis de sentimientos en las diferentes plataformas.

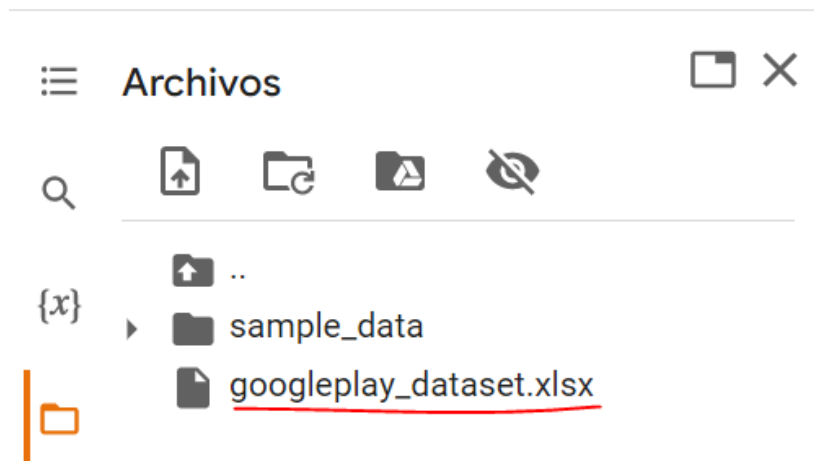
Plataforma: Google Colaboratory

Dataset: Google Play Reviews

1. Importamos las librerías con las que se realizará el análisis de los datos: pandas, TextBlob, Wordcloud y matplotlib.

```
import pandas as pd
from textblob import TextBlob
from wordcloud import WordCloud
import matplotlib.pyplot as plt
plt.style.use('fivethirtyeight')
```

2. En el lado izquierdo tendremos una opción la cual nos permitirá cargar nuestro data set de manera sencilla.



- Una vez cargado nuestro data set ejecutamos los siguientes comandos para que la plataforma lea y luego muestre los datos.

```
df = pd.read_excel('googleplay_dataset.xlsx')
```

```
df.head(1000)
```

- Comprobamos que la plataforma puede leer correctamente los datos.

	userName	content
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...
2	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx In...
3	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
...
995	?????? ?????	For sure, this app is good enough, but! After ...
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...
999	Telliax	Keeps spamming your email (even after you unin...

1000 rows × 2 columns

- Los siguientes comandos nos sirven para indicar a la librería de TextBlob que se desea analizar la polaridad y subjetividad de las opiniones.

```
def get_subjectivity(text):  
    return TextBlob(text).sentiment.subjectivity  
  
def get_polarity(text):  
    return TextBlob(text).sentiment.polarity
```

6. El siguiente paso es definir cuál es la columna del conjunto de datos que contiene las opiniones. En este data set es “content”.

```
df['Subjectivity'] = df['content'].apply(get_subjectivity)
df['Polarity'] = df['content'].apply(get_polarity)

df.head(1000)
```

Y luego indicamos que nos muestre los resultados:

	userName	content	<u>Subjectivity</u>	<u>Polarity</u>
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore	0.500000	0.000000
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...	0.000000	0.000000
2	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx In...	0.560000	0.360000
3	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...	0.175000	-0.667572
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28	0.000000	0.000000
...
995	?????? ?????	For sure, this app is good enough, but! After ...	0.431481	0.066667
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...	0.625000	-0.250000
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...	0.438095	0.039286
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...	0.550000	0.150000
999	Telliax	Keeps spamming your email (even after you unin...	0.000000	0.000000

1000 rows × 4 columns

7. Realizamos una función para indicar qué opiniones serán positivas, negativas y neutras.

```
def sentiment(score):
    if score < 0:
        return 'Negativo'
    elif score == 0:
        return 'Neutral'
    else:
        return 'Positivo'
```

8. Agregamos una nueva columna en el dataframe donde se guardarán los resultados de las polaridades.

```
df['Resultado'] = df['Polarity'].apply(sentiment)
df.head(1000)
```

Y que nos muestre automáticamente:

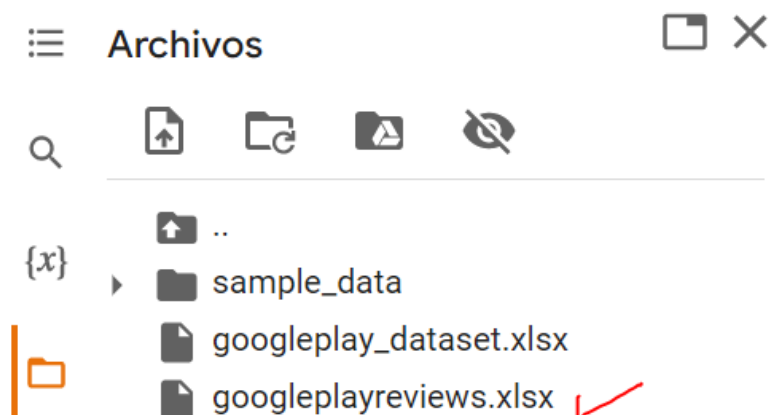
	userName	content	Subjectivity	Polarity	Resultado
0	Eric Tie	I cannot open the app anymore	0.500000	0.000000	Neutral
1	john alpha	I have been begging for a refund from this app...	0.000000	0.000000	Neutral
2	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx In...	0.560000	0.360000	Positivo
3	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UP...	0.175000	-0.667572	Negativo
4	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28	0.000000	0.000000	Neutral
...
995	??????	For sure, this app is good enough, but! After ...	0.431481	0.066667	Positivo
996	Keith Fischer	This app does not work on my smartwatch. I am ...	0.625000	-0.250000	Negativo
997	David Thrift	Starting out this app was ok, but then I start...	0.438095	0.039286	Positivo
998	Ritu K	Extremely complicated to use. can't understand...	0.550000	0.150000	Positivo
999	Telliax	Keeps spamming your email (even after you unin...	0.000000	0.000000	Neutral

1000 rows × 5 columns

9. Ejecutamos el siguiente comando para guardar nuestro data set con los resultados.

```
df.to_excel('googleplayreviews.xlsx')
```

Y podemos observar que se ha guardado correctamente:



10. Con el siguiente comando podremos utilizar la función de Wordcloud la cual nos permite visualizar qué palabras son las más mencionadas en los comentarios.

```
all_words = ' '.join( [twts for twts in df['content']] )
word_Cloud = WordCloud(width=500, height=300, random_state=21, max_font_size=119).generate(all_words)

plt.imshow(word_Cloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.show()
```

Obteniendo lo siguiente:

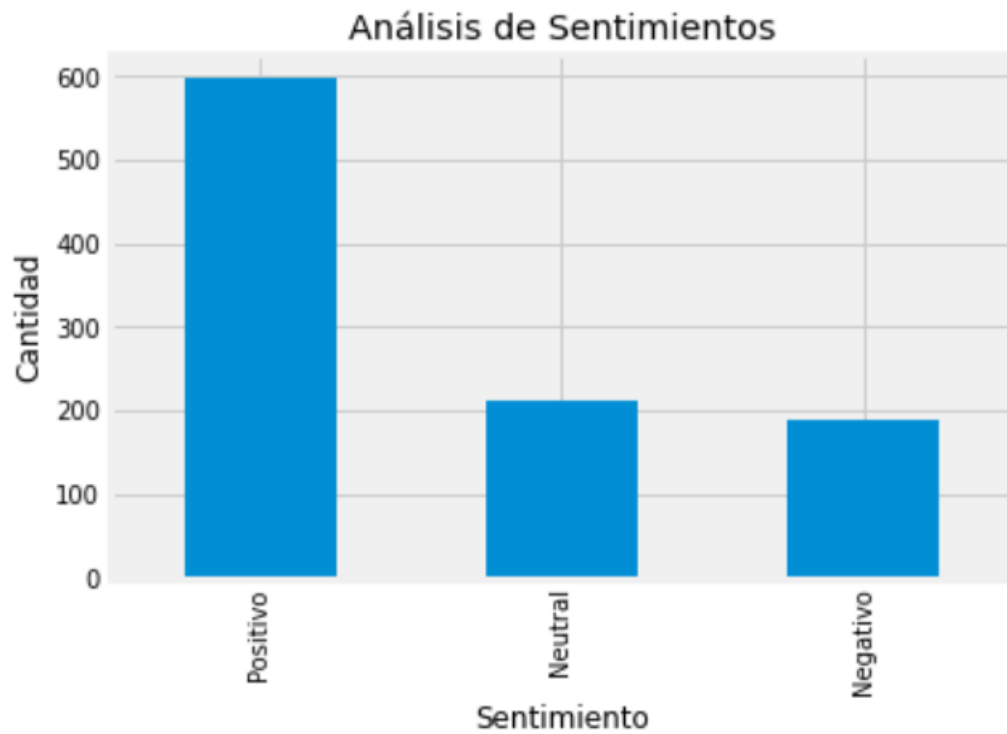


11. Finalmente, con la herramienta de matplotlib mostramos mediante gráficos de barras las cantidades de comentarios positivos, negativos y neutrales.

```
▶ df['Resultado'].value_counts()

plt.title('Análisis de Sentimientos')
plt.xlabel('Sentimiento')
plt.ylabel('Cantidad')
df['Resultado'].value_counts().plot(kind='bar')
plt.show()
```

Obteniendo lo siguiente:

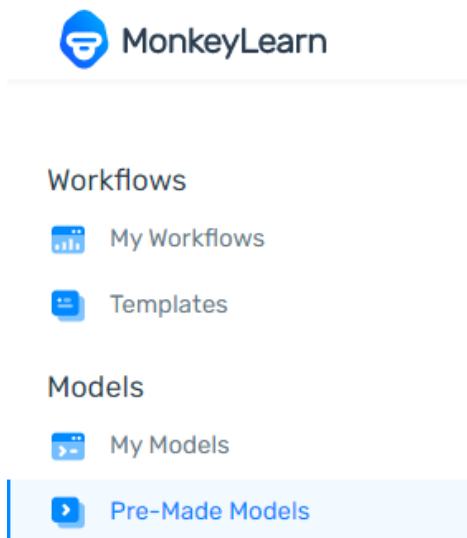


12. Para el siguiente data set de Wikipedia Talk Pages el proceso es el mismo, simplemente se cambia el nombre de la columna que contiene las opiniones. En este caso es "comment_text".

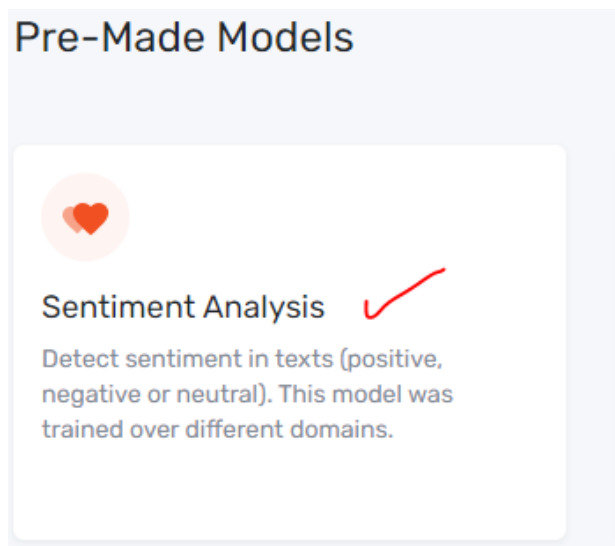
Plataforma: MonkeyLearn.

Data set: Google Play Reviews.

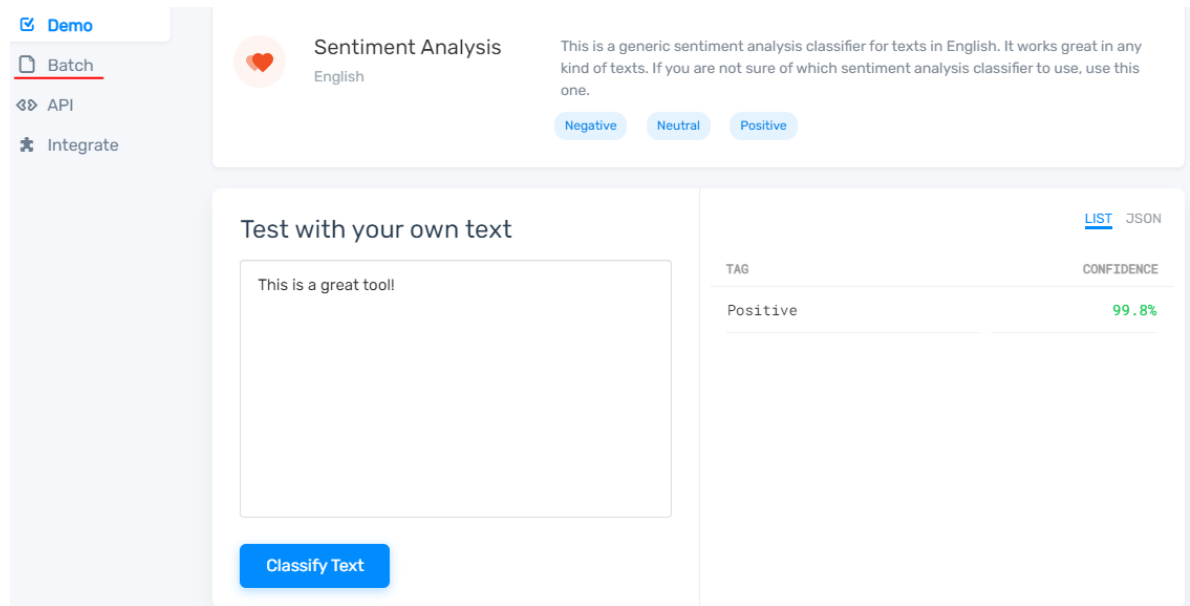
1. Ingresamos a la siguiente dirección web: <https://monkeylearn.com/>.
2. Iniciamos sesión y nos dirigimos al lado izquierdo de la pantalla haciendo click en la opción de *Pre-Made-Models*.



3. Una vez seleccionado se nos abrirá un panel con diferentes funciones de análisis de texto. Elegimos “Sentiment Analysis”.



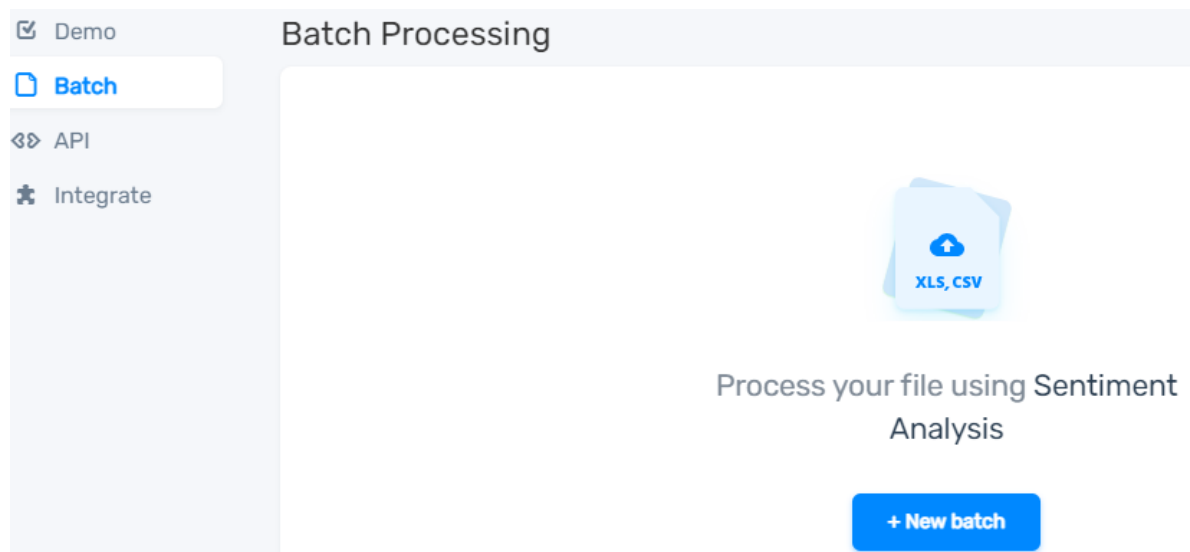
Una vez seleccionado nos mostrará lo siguiente en donde tendremos que escoger la opción de “Batch”.



The screenshot shows the 'Sentiment Analysis' interface. On the left, there is a sidebar with navigation options: 'Demo' (checked), 'Batch' (selected), 'API', and 'Integrate'. The main content area is titled 'Sentiment Analysis' and includes a description: 'This is a generic sentiment analysis classifier for texts in English. It works great in any kind of texts. If you are not sure of which sentiment analysis classifier to use, use this one.' Below the description are three buttons: 'Negative', 'Neutral', and 'Positive'. The 'Batch' option is selected. The main area is divided into two sections. The left section is titled 'Test with your own text' and contains a text input field with the text 'This is a great tool!' and a 'Classify Text' button. The right section displays the classification results in a table format. At the top right of this section are links for 'LIST' and 'JSON'. The table has two columns: 'TAG' and 'CONFIDENCE'. The results are as follows:

TAG	CONFIDENCE
Positive	99.8%

4. La siguiente opción nos permitirá subir nuestro conjunto de datos para luego ser analizado. Hacemos click en “New batch




The screenshot shows the 'Batch Processing' interface. On the left, there is a sidebar with navigation options: 'Demo', 'Batch' (selected), 'API', and 'Integrate'. The main content area is titled 'Batch Processing' and features a large file upload icon with a cloud and an arrow, labeled 'XLS, CSV'. Below the icon, the text reads 'Process your file using Sentiment Analysis'. At the bottom, there is a blue button labeled '+ New batch'.

5. A continuación, cargamos nuestro conjunto de datos que será analizado.

SETUP

Upload a CSV or Excel

Choose a CSV or Excel file with data to analyze.

 No file selectedBrowse File

6. Seleccionamos la columna en donde se encuentran las opiniones ya que esa columna será analizada. “Use this column” y le damos a continuar.

Select the columns to analyze

Multiple selected columns will be concatenated

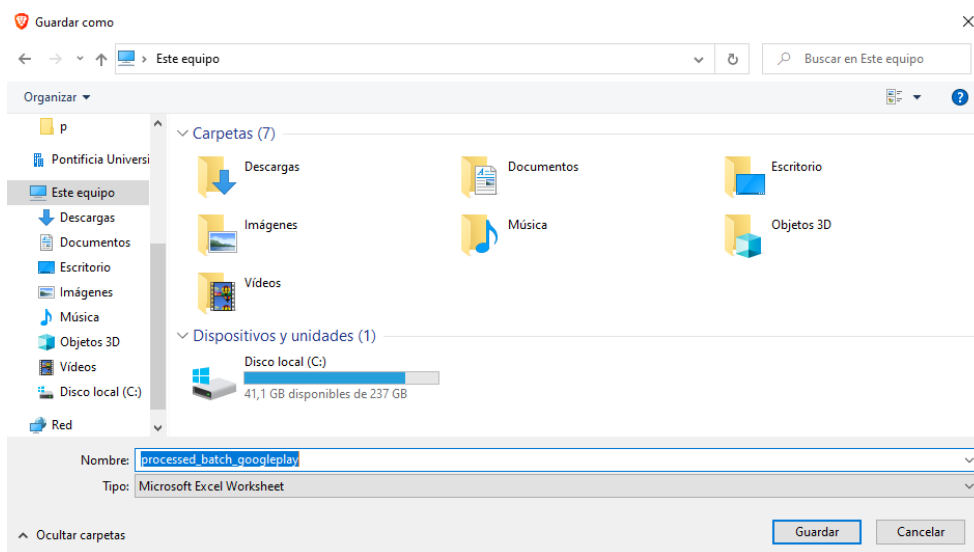
Discard first row

	<input type="checkbox"/> Use this column	<input checked="" type="checkbox"/> Use this column
1	userName	content
2	Eric Tie	I cannot open the app anymore
3	john alpha	I have been begging for a refund from this app for over a mo...
4	Sudhakar .S	Very costly for the premium version (approx Indian Rupees 91...
5	SKGflorida@bellsouth.net DAVID S	Used to keep me organized, but all the 2020 UPDATES have mad...
6	Louann Stoker	Dan Birthday Oct 28
7	Jon Clemens	It has changed how I viewed my different lists. Now they are...
8	Gale W	I'm only looking for a grocery list app but every time I tap...
9	No One	Reset my free trial, new phone I'd like to see if it's bette...
10	I Dewa Gede Nopi Ariana	How do to stop monthly payment because i don't use this app ...

Showing 10 out of 2001 rows

Continue

- Una vez realizado el proceso automáticamente se nos abrirá una ventana para guardar los resultados en nuestra computadora.



Plataforma: MonkeyLearn

Data set: Wikipedia Talk Pages.

- Luego de realizar los pasos del 1 al 5 procedemos a seleccionar la columna que será analizada y le damos en continuar.

PREVIEW

Select the columns to analyze

Multiple selected columns will be concatenated

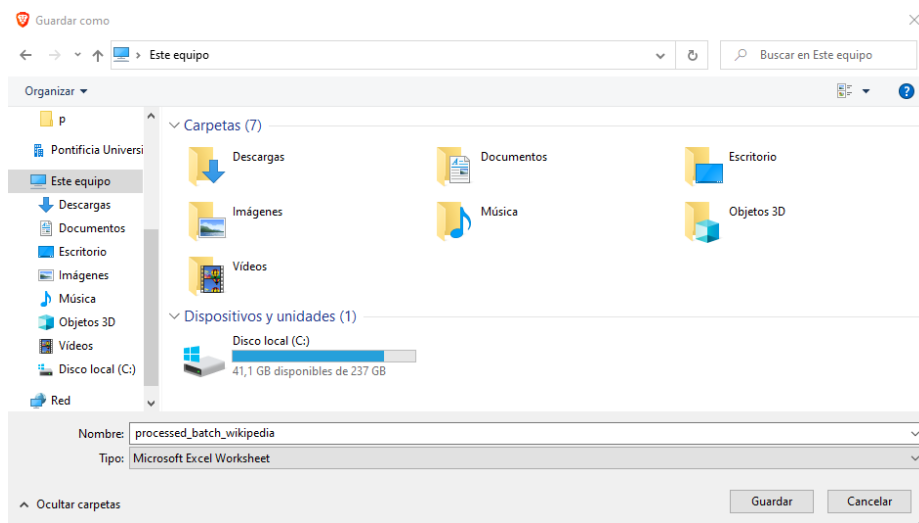
Discard first row

	<input type="checkbox"/> Use this column	<input checked="" type="checkbox"/> Use this column
1	id	comment_text
2	0000997932d777bf	Explanation Why the edits made under my username Hardcore Me...
3	000103f0d9cfb60f	D'aww! He matches this background colour I'm seemingly stuck...
4	000113f07ec002fd	Hey man, I'm really not trying to edit war. It's just that t...
5	0001b41b1c6bb37e	" More I can't make any real suggestions on improvement - I ...
6	0001d958c54c6e35	You, sir, are my hero. Any chance you remember what page tha...
7	00025465d4725e87	" Congratulations from me as well, use the tools well. • t...
8	0002bcb3da6cb337	COCKSUCKER BEFORE YOU PISS AROUND ON MY WORK
9	00031b1e95af7921	Your vandalism to the Matt Shirvington article has been reve...
10	00037261f536c51d	Sorry if the word 'nonsense' was offensive to you. Anyway, I...

Showing 10 out of 1001 rows

[Continue](#)

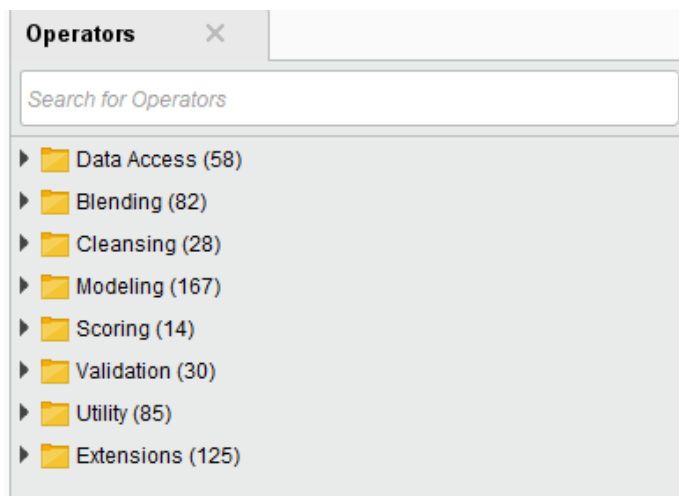
- Una vez realizado el proceso se nos abrirá una ventana para guardar nuestros resultados.



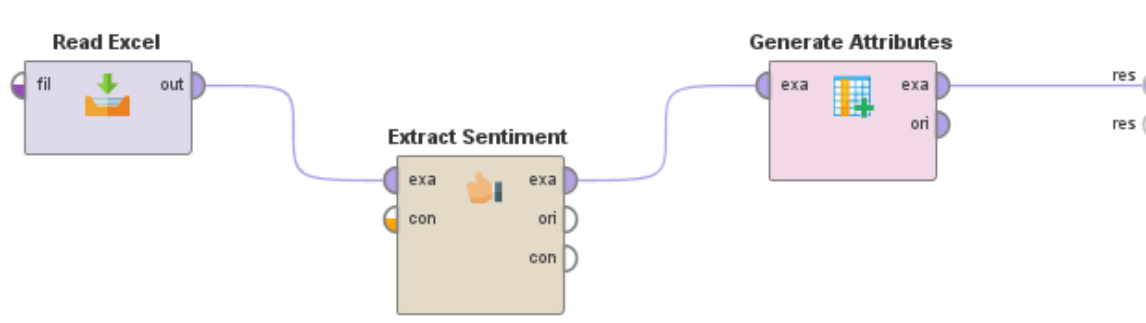
Plataforma: RapidMiner

Data set: Google Play Reviews.

1. Luego de abrir nuestra aplicación nos dirigimos a la parte inferior izquierda en donde encontraremos los diferentes operadores con los que se realizará el análisis de sentimientos.



2. Lo siguiente será buscar los operadores de “Read Excel”, “Extract Sentiment” y “Generate Attributes”. Luego los ordenamos en la pizarra de la siguiente manera.



3. Cuando seleccionamos el operador de “Read excel” se nos abrirá una pequeña ventana en la parte derecha de la aplicación en donde tendremos que subir nuestro conjunto de datos en la opción de “Excel file”.

Parameters ×

Read Excel

Import Configuration Wizard...

excel file: google play/googleplay.xlsx

sheet selection: sheet number

sheet number: 1

imported cell range: A1

encoding: SYSTEM

first row as names

date format: Enter value...

time zone: SYSTEM

locale: English (United States)

4. En el parámetro de “Extract Sentiment” nos dirigimos a la opción de “text attribute” y seleccionamos la columna en donde se encuentre las opiniones del conjunto de datos.

Parameters ×

Extract Sentiment

model: vader

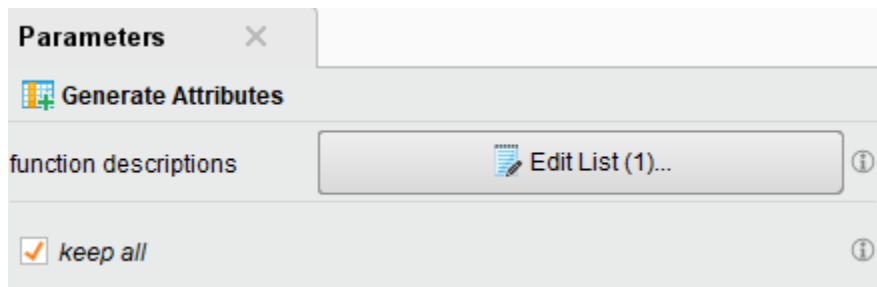
text attribute: content

show advanced output

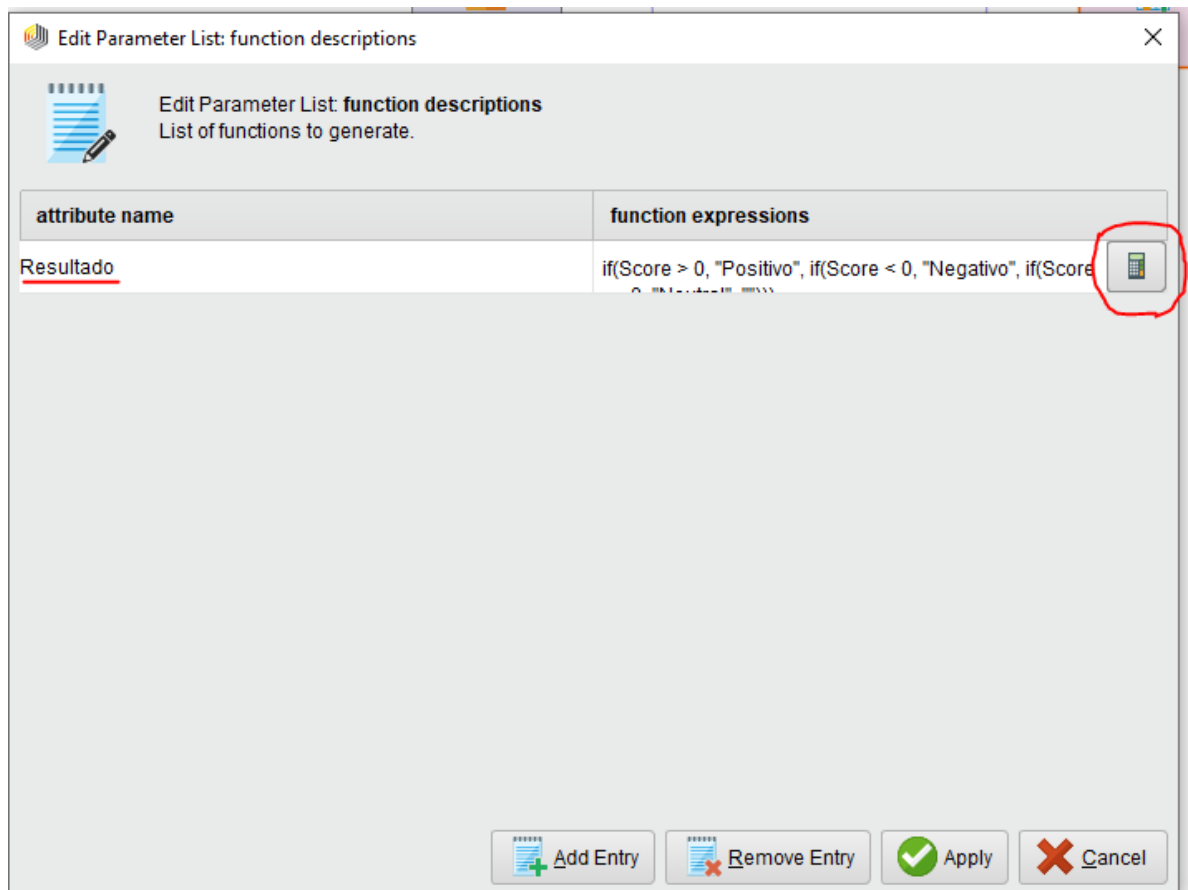
use default tokenization regex

additional words: Edit List (0)...

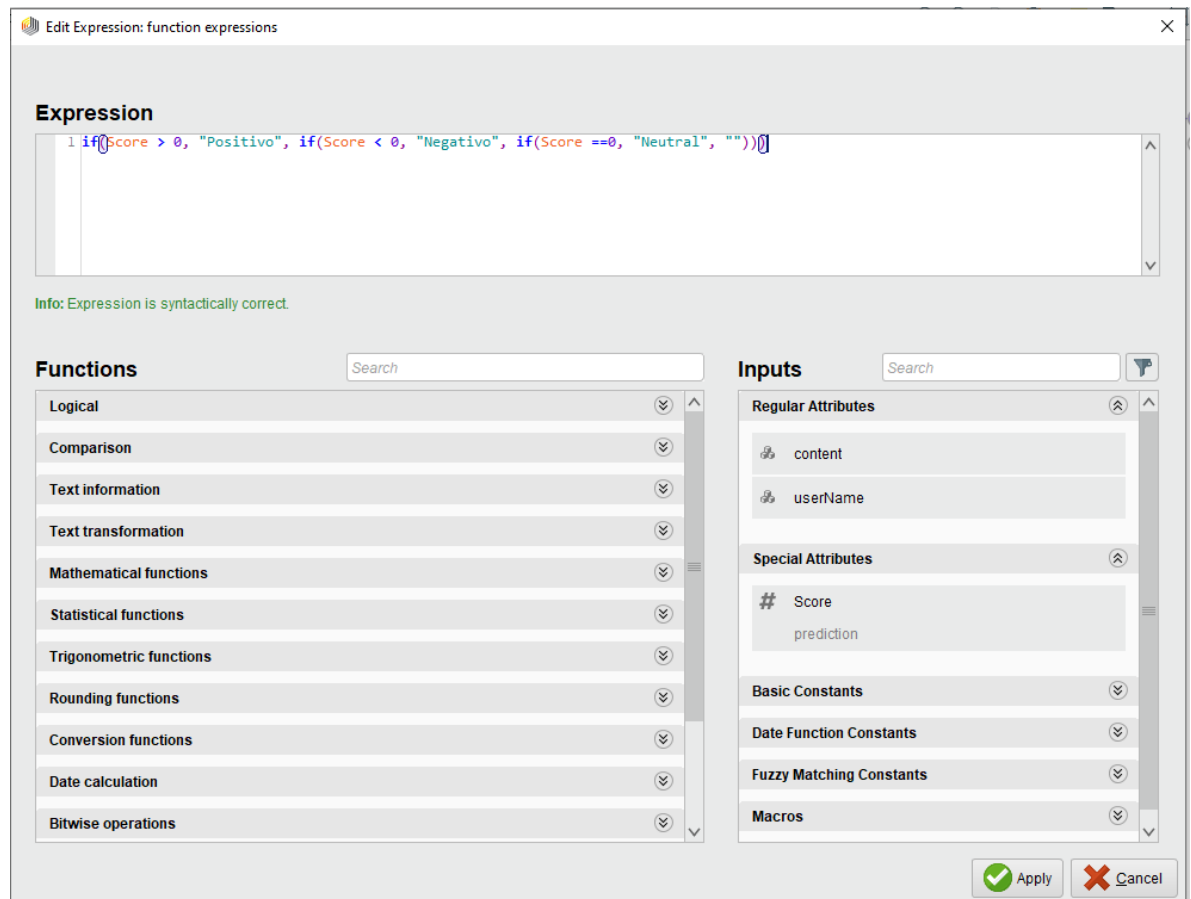
5. Finalmente, en el operador de “Generate Attribute” hacemos click en “Edit List”.



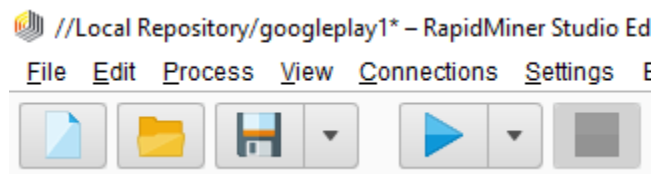
Se nos abrirá la siguiente ventana en donde tendremos que colocar el nombre de la nueva columna que visualizará los resultados. Además, tendremos que agregar una función para que clasifique las polaridades en positiva, negativa y neutral.



6. Hacemos click en el ícono de calculadora, escribimos la siguiente función y le damos “Apply”.



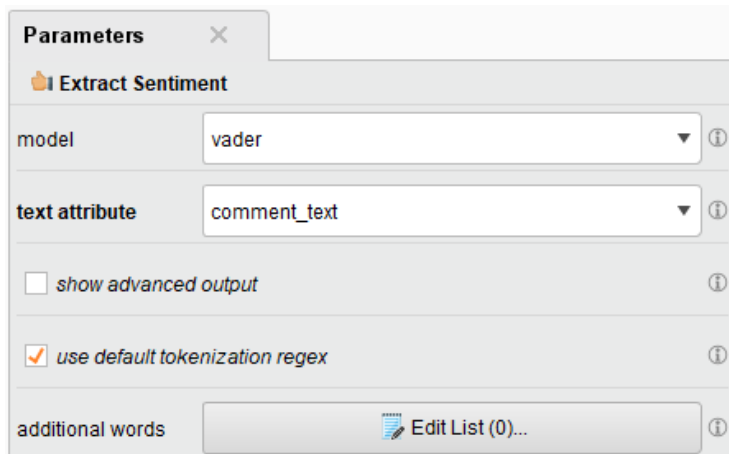
7. Ejecutamos nuestros operadores haciendo click en el ícono de “play” que se encuentra en la parte superior de la pantalla.



Plataforma: RapidMiner

Data set: Wikipedia Talk Pages.

1. Luego de realizar el paso 1 al 3 seleccionamos la columna en donde se encuentran las opiniones del conjunto de datos.



Parameters ✕

Extract Sentiment

model: vader ⌵ ⓘ

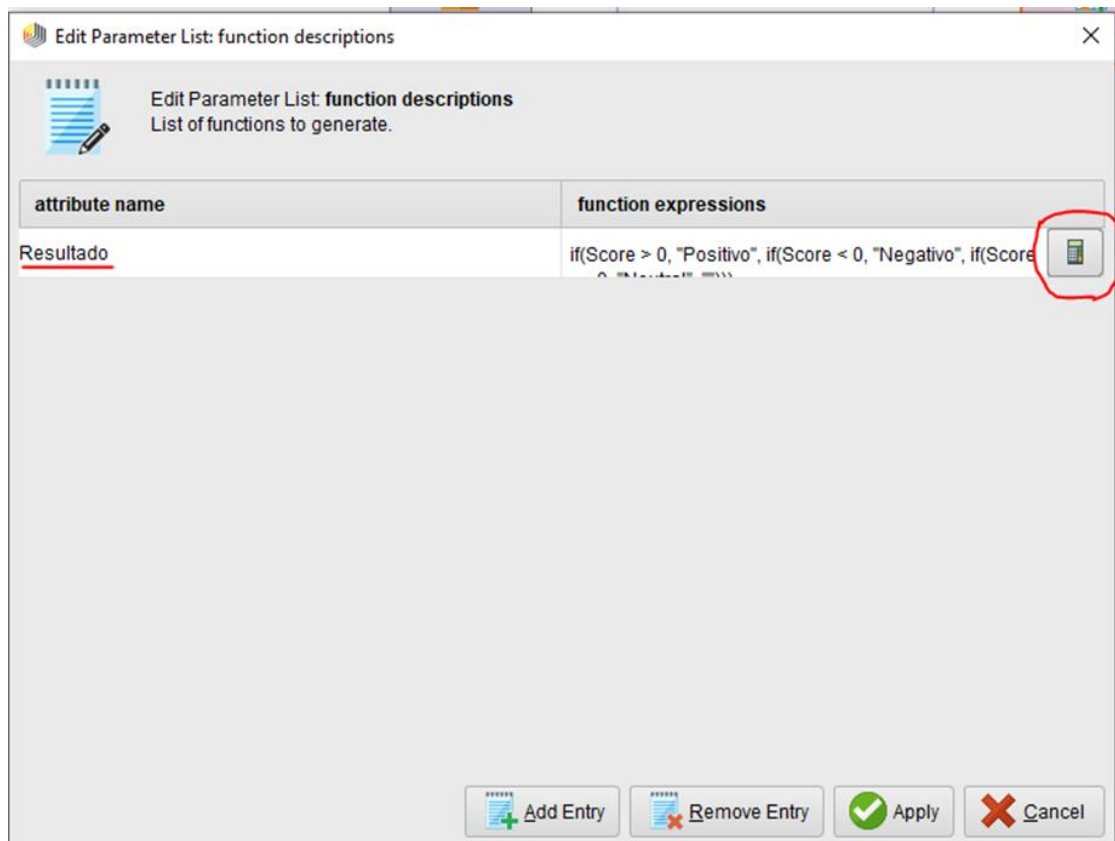
text attribute: comment_text ⌵ ⓘ

show advanced output ⓘ

use default tokenization regex ⓘ

additional words: 📄 Edit List (0)... ⓘ

2. Generamos el atributo junto a la función y le damos en “Apply”. Finalmente ejecutamos los operadores.



Edit Parameter List: function descriptions ✕

Edit Parameter List: function descriptions
List of functions to generate.

attribute name	function expressions
<u>Resultado</u>	if(Score > 0, "Positivo", if(Score < 0, "Negativo", if(Score ...

📄 Add Entry 📄 Remove Entry ✅ Apply ❌ Cancel

ANEXOS

Tabla de calificación ISO/IEC 25010.

Aspectos por evaluar	Plataformas														
	Google Colaboratory					MonkeyLearn					RapidMiner				
	Valoración					Valoración					Valoración				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Adecuación funcional	Pertinencia funcional														
Eficiencia de desempeño	Utilización de recursos														
	Capacidad														
Usabilidad	Capacidad para reconocer su adecuación														
	Capacidad de aprendizaje														
	Capacidad para ser usado														