



ESCUELA DE NEGOCIOS

MAESTRÍA EN INTELIGENCIA DE NEGOCIOS Y CIENCIA DE DATOS

**COMPARACIÓN DE MODELOS INDIVIDUALES Y ENSAMBLADOS PARA
LA EVALUACIÓN DE OPINIONES CON APLICACIÓN A UNA EMPRESA DE
TELECOMUNICACIONES DEL ECUADOR**

**Profesor
Mario Salvador González Rodríguez**

**Autor
Wilson Mauricio Moreno Ortiz**

2023

RESUMEN

Este proyecto se sumerge en el tejido de una empresa de telecomunicaciones, donde la gestión eficiente de opiniones y reseñas de clientes se ha convertido en un desafío estratégico. La clave radica en la integración de la analítica de datos como catalizador de innovación. Se propone una serie de estrategias fundamentadas en un enfoque integral:

La segmentación basada en fuente y producto se erige como la piedra angular, permitiendo una comprensión detallada de las experiencias de los clientes. Desde la personalización de interacciones hasta la identificación de áreas de mejora. La profundidad de comentarios revela que la brevedad caracteriza las opiniones de los clientes.

Las ventajas del modelo ensamblado en el análisis de sentimiento consolidan la eficacia del enfoque. La sustentación de las propuestas se basa en una evaluación rigurosa de los recursos humanos y tecnológicos necesarios. Desde la capacitación del personal hasta la adopción de herramientas específicas, se esboza un plan claro para la implementación.

Este proyecto no solo se limita a estrategias puntuales, sino que profundiza en la relación esencial entre la analítica de datos y la innovación empresarial. Al fusionar estos elementos, se espera que la empresa no solo resuelva sus desafíos actuales, sino que también abra las puertas a un futuro donde la toma de decisiones informada y la excelencia en la experiencia del cliente sean los pilares de su éxito en el competitivo mercado de las telecomunicaciones.

ABSTRACT

This project dives into the fabric of a telecommunications company, where the efficient management of customer opinions and reviews has become a strategic challenge. The key lies in the integration of data analytics as a catalyst for innovation. A number of strategies based on a holistic approach are proposed:

Segmentation based on source and product stands as the cornerstone, enabling a detailed understanding of customer experiences. From personalizing interactions to identifying areas for improvement. Depth of feedback reveals that brevity characterizes customer opinions.

The advantages of the model assembled in the sentiment analysis consolidate the effectiveness of the approach. The substantiation of proposals is based on a rigorous assessment of the human and technological resources required. From staff training to the adoption of specific tools, a clear plan for implementation is outlined.

This project is not only limited to one-off strategies, but delves into the essential relationship between data analytics and business innovation. By merging these elements, it is expected that the company will not only solve its current challenges, but also open the door to a future where informed decision making and customer experience excellence are the pillars of its success in the competitive telecommunications market.

ÍNDICE DEL CONTENIDO

Contenido

| | |
|--|----|
| 1. RESUMEN | 2 |
| 2. ABSTRACT | 3 |
| 3. INTRODUCCIÓN | 1 |
| 4. REVISIÓN DE LITERATURA..... | 3 |
| 5. IDENTIFICACIÓN DEL OBJETO DE ESTUDIO..... | 9 |
| 6. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA..... | 10 |
| 7. OBJETIVO GENERAL | 12 |
| 8. OBJETIVOS ESPECÍFICOS | 12 |
| 9. JUSTIFICACIÓN Y APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA | 14 |
| 10. RESULTADOS..... | 24 |
| 11. DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS Y PROPUESTA DE SOLUCIÓN | 41 |
| 12. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... | 49 |
| 13. REFERENCIAS..... | 51 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|--|----|
| Tabla 1: Análisis de sentimiento: Threads vs Rating | 32 |
| Tabla 2: Análisis de sentimiento: Comentarios Telecomunicaciones vs Producto | 34 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1: Gráfica la distribución de la fuente de las reseñas y Clasificación | 25 |
| Figura 2: Distribución de Métricas de Legibilidad | 26 |
| Figura 3: Distribución de comentarios por producto | 29 |
| Figura 4: Distribución de Métricas de Legibilida empresa de telecomunicaciones | 30 |
| Figura 5: Esquema del procedimiento..... | 31 |
| Figura 6: Resultados modelo regresión logística..... | 36 |
| Figura 7: Resultados modelo random forest..... | 37 |
| Figura 8: Resultados modelo ensamblado | 39 |
| Figura 9: Esquema del flujo de transformación digital | 48 |

INTRODUCCIÓN

En la era digital actual, el crecimiento exponencial de datos no estructurados ha llevado al procesamiento de lenguaje natural (NLP) a desempeñar un papel fundamental en la comprensión y extracción de información valiosa a partir de textos, comentarios y reseñas en línea. El contexto de esta investigación se centra en la evaluación de opiniones en el ámbito de una empresa de telecomunicaciones en Ecuador, utilizando técnicas de análisis de sentimientos a partir de comentarios de usuarios en línea.

El volumen masivo de datos no estructurados, como textos, correos, audios, videos e imágenes, representa un desafío y una oportunidad significativa. Estos datos, en su mayoría no estructurados, constituyen una fuente rica de información que puede impulsar la toma de decisiones informadas en las organizaciones. El procesamiento de lenguaje natural, como conjunto de técnicas y tecnologías, desempeña un papel esencial al permitir a las computadoras comprender, interpretar, analizar y generar lenguaje humano de manera natural. Esto se traduce en una variedad de aplicaciones, desde traducción automática de idiomas hasta análisis de sentimientos.

El análisis de sentimientos, también conocido como minería de opiniones, se concentra en determinar la polaridad emocional de un texto, es decir, si expresa emociones positivas, negativas o neutras. Dentro del ámbito de los negocios, gestión y contabilidad, el análisis de sentimientos se ha convertido en un recurso valioso para comprender la percepción de los clientes y tomar decisiones informadas en la era de la retroalimentación en línea.

Este estudio se enfoca en la evaluación de comentarios de usuarios en la recién lanzada aplicación de redes sociales "Threads", que ha llamado la atención tanto de los medios como de los usuarios. El análisis de sentimientos en esta plataforma se convierte en una herramienta clave para determinar la polaridad emocional de los comentarios y respuestas en discusiones en línea. Esta tarea no solo implica la evaluación del sentimiento en comentarios individuales, sino

también el seguimiento de cómo evolucionan los sentimientos a lo largo de una conversación. Los comentarios de los usuarios en "Threads" son particularmente valiosos ya que permiten un análisis contextual más profundo de las conversaciones, brindando una comprensión detallada de la percepción de los usuarios.

La aplicación del análisis de sentimientos en este contexto es aún un área emergente y, por lo tanto, existe una escasez notable de investigaciones científicas que aborden este tema en profundidad. Esta investigación busca llenar este vacío al comparar modelos individuales y ensamblados para evaluar opiniones de usuarios en "Threads", proporcionando una contribución significativa a la comprensión de la percepción de los usuarios en esta plataforma.

El proyecto se basa en la utilización de modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP), que incluyen tanto modelos de aprendizaje automático como modelos pre-entrenados basados en arquitecturas de Transformers. Estos modelos se seleccionarán, entrenarán y evaluarán para determinar su eficacia en la tarea de análisis de sentimientos. Además, se explorará el ensamblaje de modelos como una estrategia para mejorar la precisión y robustez en la evaluación de opiniones de usuarios.

El análisis de sentimientos en comentarios de usuarios en plataformas digitales es un componente crítico en la toma de decisiones empresariales, ya que proporciona información valiosa que puede influir en la mejora de la percepción de la empresa y sus servicios. El proyecto tiene como objetivo desarrollar un sistema de análisis de sentimientos altamente eficaz y preciso que, a través de la comparación de modelos individuales y ensamblados, permita una comprensión profunda y accionable de la percepción de los usuarios y de las tendencias emergentes en las opiniones. Esto, a su vez, respalda la toma de decisiones estratégicas y la mejora de los servicios de la empresa de telecomunicaciones en Ecuador.

REVISIÓN DE LITERATURA

Procesamiento de lenguaje natural (NLP)

La cantidad de datos que genera el mundo va creciendo de forma vertiginosa como lo menciona Statista Digital Economy Compass en su informe del 2019, donde se puede observar que en el 2010 se contaba con 2 zettabytes de información, pasando a 175 zettabytes para el 2025 y se proyecta un 2142 zettabytes de información para el 2035, como se puede notar el crecimiento entre el 2010 – 2035 será del 1072%. De esta cifra gigantesca se pueden dividir los datos en tres categorías, que son: datos estructurados, semiestructurados y no estructurados. Se pondrá especial énfasis en los últimos, ya que como lo menciona Faccia et al. (2022) el 80% de los datos generados por una organización son no estructurados, dejando un margen muy pequeño para los datos estructurados y semiestructurados. Los datos no estructurados están conformados por textos, correos, audios, videos e imágenes y, son más difíciles de analizar que los datos estructurados. Es de vital importancia analizar estos datos para una organización, ya que permite tomar decisiones informadas, objetivas, insesgadas y eficientes. De este análisis se encarga el procesamiento de lenguaje natural (NLP) como lo define de forma acertada en su libro Lehnert y Ringle (2014) “El NLP se refiere al conjunto de técnicas y tecnologías que permiten a las computadoras comprender, interpretar, analizar y generar lenguaje humano de manera natural”. El NLP tiene una amplia gama de aplicaciones en diversas industrias. Algunos ejemplos incluyen la traducción automática de idiomas, la generación de texto, la búsqueda de información, la clasificación de texto, el resumen automático, la atención automatizada a los clientes, la detección de spam, el análisis de sentimientos y la extracción de información. Si a esto le sumamos la idea de que los consumidores con baja conexión emocional no están interesados en las marcas, y esos mismos consumidores ven las marcas como ... una metáfora de la relación interpersonal (Fetscherin & Heinrich, 2014), se puede crear un puente entre el análisis de los datos no estructurados y los sentimientos que tienen los consumidores expresados por medio del lenguaje natural (texto digitalizado).

Análisis de sentimientos.

Existen algunas definiciones sobre el análisis de sentimientos, pero la que engloba con mayor detalle es la expuesta por Sánchez-Rada & Iglesias (2019), que menciona que el análisis de sentimientos, también conocido como minería de opiniones, es una disciplina que se enfoca en determinar la polaridad emocional de un texto, es decir, si el texto expresa emociones positivas, negativas o neutras. También puede involucrar la identificación de emociones específicas, como la felicidad, la tristeza, la ira, entre otras.

Los campos de aplicación del análisis de sentimientos son amplios, pero se va a limitar al ámbito específico de los negocios, gestión y contabilidad, que es donde se encuentra centrado este proyecto. Este ámbito en particular ha ganado importancia en los últimos años, así lo demuestra la cantidad de publicaciones crecientes.

Dentro de este ámbito los comentarios de usuarios en línea tienen mucha relevancia en la creciente presencia de opiniones y retroalimentación en plataformas digitales. Es de vital importancia comprender la percepción de los clientes y tomar decisiones informadas, utilizando una herramienta objetiva que facilite la interacción cliente – organización por medios digitales.

Análisis de sentimientos en comentarios de usuarios de "Threads"

El mercado de las redes sociales es altamente competitivo, y recientemente, el 5 de julio de 2023, Meta lanzó una nueva aplicación de redes sociales llamada "Threads". Esta aplicación, que está integrada con Instagram, ha captado la atención tanto de los medios de comunicación como de los usuarios, siendo considerada como una alternativa a Twitter, como señaló Huddleston, (2023)

El análisis de sentimientos en "Threads" se refiere a la tarea de determinar la polaridad emocional (positiva, negativa o neutral) de los comentarios y respuestas en discusiones en línea. Esto puede involucrar la evaluación del sentimiento en un comentario individual o el seguimiento de cómo cambian los sentimientos a lo largo de una conversación. La fuente de datos de los llamados "Threads" son especialmente ricos en comentarios de usuarios que expresan sus opiniones y emociones sobre una amplia variedad de temas. Estos comentarios se presentan en secuencias estructuradas, lo que permite un análisis de contexto y una comprensión más profunda de la conversación. Dentro del ámbito empresarial se podrían utilizar para comprender mejor a sus clientes, responder a inquietudes y tendencias, y mejorar la calidad de sus productos y servicios.

Como se mencionó en el párrafo anterior, debido a su carácter emergente y relativa novedad en el mercado de las redes sociales, se espera que Threads se estabilice con el tiempo. Por otro lado, es importante destacar que existe una escasez notable de artículos científicos que aborden el análisis de sentimientos en esta plataforma.

Modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP)

Los modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) son algoritmos y arquitecturas diseñados para comprender y procesar el lenguaje humano de manera automatizada. Estos modelos permiten a las computadoras entender el significado, la gramática y el contexto en el texto y el habla (Kang et al., 2020).

Como lo propone Paaß & Giesselbach (2023) los modelos de procesamiento de lenguaje natural se pueden categorizar en:

- **Aprendizaje Automático:** La mayoría de los modelos de NLP se basan en técnicas de aprendizaje automático, lo que significa que aprenden a

partir de ejemplos de datos de entrenamiento. Cuantos más datos tengan y más complejos sean los modelos, mejor será su rendimiento.

- **Modelos Pre-Entrenados:** Uno de los avances más significativos en NLP ha sido el desarrollo de modelos pre-entrenados. Estos modelos se entrenan en grandes corpus de texto antes de ser afinados para tareas específicas. Ejemplos notables incluyen BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) y GPT (Generative Pre-trained Transformer) (Qiu et al., 2020).
- **Arquitectura de Transformers:** Los modelos de NLP más avanzados, incluidos BERT y GPT, se basan en arquitecturas de Transformers. Estas arquitecturas permiten una atención eficiente y paralela a diferentes partes del texto, lo que mejora la comprensión del contexto y la semántica (Rothman, 2021).
- **Clasificación de Texto:** Los modelos de NLP se utilizan para una variedad de tareas, incluida la clasificación de texto. Esto implica asignar una etiqueta o categoría a un fragmento de texto, como determinar si un comentario es positivo o negativo en un análisis de sentimientos (Razno, 2019).
- **Generación de Texto:** Además de la clasificación, los modelos de NLP también se utilizan para la generación de texto. Esto incluye la creación de respuestas automáticas, la generación de resúmenes de texto y la creación de contenido generado por máquina (Iqbal & Qureshi, 2022).
- **Traducción Automática:** Los modelos de NLP también se aplican a la traducción automática, donde pueden convertir texto de un idioma a otro con una calidad cada vez mayor (Jiang & Lu, 2020).
- **Ensamblaje de Modelos:** En muchos casos, se ensamblan varios modelos de NLP para mejorar la precisión y la robustez en tareas

complejas. Esto se hace a menudo mediante técnicas de votación ponderada o combinación de resultados.

Ensamblaje de Modelos

Aunque la idea del ensamblaje de modelos no es reciente, se ha vuelto especialmente relevante en la actualidad gracias al avance de la tecnología. Para comprender mejor esta técnica, podemos recurrir a la definición de (Baud et al., 1993), que describe el ensamblaje de modelos, también conocido como ensamblaje de conjuntos o ensamblaje de modelos en conjunto, como una estrategia que combina las predicciones de múltiples modelos individuales con el objetivo de obtener una predicción final más precisa y resistente. Esta técnica se basa en el principio de que diversos modelos pueden capturar distintos aspectos de la complejidad de los datos, y al combinar sus resultados, se mejora el rendimiento general.

Los modelos individuales que se usan para esta técnica pueden ser de cualquier tipo, desde algoritmos de aprendizaje supervisado, como regresión logística y árboles de decisión, hasta modelos de aprendizaje profundo, como redes neuronales convolucionales (CNN) o modelos de lenguaje (por ejemplo, BERT o GPT). Cada modelo individual aporta su propia perspectiva al problema.

Aunque existen varias técnicas de ensamblaje, las más comunes son las siguientes:

- **Votación:** Los modelos individuales emiten votos sobre la predicción final, y la clase con más votos se selecciona como la predicción.
- **Promediado:** Para tareas de regresión, se promedian las predicciones de los modelos individuales para obtener una predicción promedio.

- **Apilamiento (Stacking):** Se entrena un modelo adicional (meta-modelo) en las predicciones de los modelos individuales. El meta-modelo toma las predicciones de los modelos base como características.
- **Bagging:** Se generan múltiples subconjuntos de datos de entrenamiento y se entrenan modelos individuales en cada subconjunto. Luego, se promedian o votan las predicciones de estos modelos.
- **Refuerzo (Boosting):** Los modelos se entrenan secuencialmente, y los errores de los modelos anteriores se ponderan más fuertemente en los modelos siguientes.

IDENTIFICACIÓN DEL OBJETO DE ESTUDIO

El análisis de sentimientos es una disciplina clave en el procesamiento de lenguaje natural que busca comprender y evaluar las opiniones, actitudes y emociones expresadas por los usuarios a través de sus comentarios en línea. Esta área de estudio se encuentra en la intersección de la lingüística computacional y la inteligencia artificial, y tiene un profundo impacto en la comprensión de cómo las personas se comunican y reaccionan en el entorno digital.

En el contexto de este proyecto, el análisis de sentimientos se convierte en una herramienta valiosa para desentrañar las percepciones de los usuarios de la empresa. A través del procesamiento de texto automatizado, se pueden detectar patrones y tendencias en los comentarios de los usuarios, identificando si las opiniones son predominantemente positivas, negativas o neutrales. Además, se puede profundizar en el análisis para entender las razones detrás de estas opiniones, como la satisfacción con los servicios, problemas de calidad, experiencia del cliente y otros factores relevantes.

Este proyecto se justifica por su importancia en la mejora de la percepción de la empresa y sus servicios, así como por su potencial para influir en la toma de decisiones estratégicas. El análisis de sentimientos puede proporcionar información valiosa que permita a la empresa abordar las preocupaciones de los usuarios y mejorar la calidad de sus servicios.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El análisis de sentimientos en comentarios de usuarios en entornos de discusión en línea, como "Threads" en redes sociales y foros, se ha convertido en una herramienta crítica para empresas y organizaciones que buscan comprender la percepción y la opinión de sus clientes y usuarios. La empresa, como proveedor de servicios de telecomunicaciones, se enfrenta a la creciente necesidad de comprender cómo los usuarios perciben sus servicios y cómo esto afecta su imagen y su relación con los clientes.

Sin embargo, el análisis de sentimientos en comentarios de usuarios de "Threads" presenta varios desafíos. Estos desafíos incluyen la necesidad de comprender el contexto de las conversaciones, la detección de matices como el sarcasmo y la ambigüedad, y la capacidad de proporcionar una evaluación precisa y en tiempo real de la opinión de los usuarios (Yue et al., 2019). Además, la empresa busca no solo comprender la opinión general de sus usuarios, sino también identificar tendencias y patrones emergentes en las opiniones que puedan influir en sus estrategias de mejora de servicios y relaciones con los clientes.

Limitaciones en el Análisis de Sentimientos:

El análisis de sentimientos automatizado presenta desafíos propios. Como lo recoge Rambocas & Pacheco, (2018) la elección de modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) y técnicas de análisis de sentimientos adecuadas es esencial, ya que diferentes enfoques pueden ofrecer resultados variables. En este contexto, surge una serie de preguntas críticas:

- ¿Cómo se distribuyen los sentimientos (positivos, negativos, neutrales) en los comentarios de los usuarios de la empresa en línea?
- ¿Qué aspectos específicos de los servicios de la empresa influyen en las opiniones de los usuarios?

- ¿Cuál es la eficacia comparativa de los modelos de análisis de sentimientos individuales en relación con los ensamblados en la evaluación precisa de opiniones de usuarios?

OBJETIVO GENERAL

El objetivo general de este proyecto es desarrollar un sistema de análisis de sentimientos altamente eficaz y preciso para evaluar las opiniones y actitudes de los usuarios expresadas en "Threads" en línea relacionados con la empresa de telecomunicaciones de Ecuador. Este sistema se basará en la comparación exhaustiva de modelos individuales de procesamiento de lenguaje natural (NLP) y modelos ensamblados, con el propósito de proporcionar a la empresa una comprensión profunda y accionable de la percepción de sus usuarios y de las tendencias emergentes en las opiniones.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- **Selección y Preprocesamiento de Datos:**
 - Recolectar y preprocesar una muestra representativa de comentarios de usuarios de "Threads".
 - Realizar la limpieza de texto, incluyendo la eliminación de caracteres especiales y stopwords, y la tokenización.
- **Entrenamiento y Evaluación de Modelos Individuales:**
 - Seleccionar y entrenar modelos individuales de procesamiento de lenguaje natural (NLP) relevantes, como clasificadores logísticos y máquinas de soporte vectorial (SVM), entre otros.
 - Evaluar el rendimiento de estos modelos en la tarea de análisis de sentimientos mediante métricas como precisión, recall y F1-score.
- **Desarrollo de un Ensamblaje de Modelos:**
 - Investigar y diseñar un ensamblaje de modelos que combine los modelos individuales seleccionados para mejorar la precisión en la evaluación de opiniones de los usuarios.
 - Implementar y entrenar el ensamblaje de modelos.

- **Generación de Recomendaciones Accionables:**
 - Proporcionar recomendaciones basadas en los resultados del análisis de sentimientos para mejorar la toma de decisiones en la empresa.

- **Documentación y Presentación de Resultados:**
 - Documentar de manera exhaustiva el proceso de desarrollo, incluyendo las técnicas utilizadas y las decisiones tomadas.
 - Preparar una presentación detallada de los resultados y recomendaciones para la empresa y otros interesados.

JUSTIFICACIÓN Y APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA

- **Selección de la base de datos: Explorando la percepción de los usuarios a través de reseñas de la aplicación threads de instagram y usuarios de una empresa de telecomunicaciones del Ecuador.**

En la fase inicial del proyecto titulado "Comparación de modelos individuales y ensamblados para la evaluación de opiniones con aplicación a una empresa de telecomunicaciones del Ecuador", se lleva a cabo un proceso crítico de selección de la base de datos. El objetivo de esta etapa es adquirir una fuente de datos representativa y significativa que contenga comentarios de usuarios relacionados con la empresa de telecomunicaciones en Ecuador.

Para este propósito, se optó por utilizar un conjunto de datos accesible a través de la plataforma Kaggle, denominado "Threads" (Find Open Datasets and Machine Learning Projects | Kaggle, 2023). Este conjunto de datos recopila reseñas de usuarios de la aplicación móvil Threads, disponible en las tiendas de aplicaciones Google Play Store y App Store. "Threads" es una aplicación de Instagram que se enfoca en la mensajería y la comunicación privada entre usuarios. La recopilación de datos se basó en la extracción de reseñas de la aplicación tanto de la Google Play Store como de la App Store.

La elección de este conjunto de datos se fundamenta en su idoneidad para capturar información valiosa relacionada con la percepción de los usuarios y sus sentimientos. Este repositorio de reseñas permite una comprensión detallada de la satisfacción del usuario, el rendimiento de la aplicación y la identificación de patrones emergentes en las opiniones de los usuarios. Al abordar esta base de datos, se permite examinar la experiencia de los usuarios en un entorno similar al que enfrenta la empresa de telecomunicaciones en Ecuador, lo que aporta relevancia y aplicabilidad a este proyecto.

En términos de la recopilación de datos, los comentarios de la aplicación Threads se obtuvieron a través de técnicas de "scraping" en las tiendas de aplicaciones, tanto en Google Play Store como en la App Store. Este proceso de adquisición de datos brinda un conjunto de reseñas de usuarios genuinas y no modificadas, lo que aumenta la integridad de la información recopilada y, por ende, la validez de nuestros análisis.

La elección de esta base de datos ofrece una sólida fuente para abordar el objetivo general de este proyecto: desarrollar un sistema de análisis de sentimientos altamente eficaz y preciso para evaluar las opiniones y actitudes de los usuarios expresadas en "Threads" en línea relacionados con la empresa de telecomunicaciones de Ecuador. La selección de esta fuente de datos es un paso crucial que asegura la representatividad y relevancia de las conclusiones en el contexto de la empresa y su relación con los clientes.

Con la base de datos de "Threads", se puede avanzar en las etapas subsiguientes del proyecto, incluyendo la limpieza y preprocesamiento de datos, la identificación de variables clave, la visualización de variables y la selección y entrenamiento de modelos estadísticos que permitirá evaluar de manera efectiva las opiniones y sentimientos de los usuarios.

- **Limpieza, preprocesamiento y/o transformación de datos: Refinando la información cruda para un análisis significativo**

En la fase intermedia del proyecto, se dedicada a la limpieza, preprocesamiento y transformación de datos, se enfocó en preparar la base de datos adquirida anteriormente para su posterior análisis. Este proceso es esencial para garantizar que los datos estén libres de ruido,

sean coherentes y estén listos para ser sometidos a análisis de sentimientos.

Las etapas clave de esta fase incluyen:

- **Limpieza inicial de los datos:**

Durante esta etapa, se realizó una revisión exhaustiva de los datos para identificar y eliminar cualquier ruido o datos irrelevantes que podrían distorsionar los resultados. Esto incluyó la identificación y eliminación de valores atípicos, registros duplicados o cualquier otro factor que pudiera afectar la calidad de los datos.

- **Preprocesamiento del texto:**

Para abordar las reseñas de usuarios en forma de texto, se llevaron a cabo tareas de preprocesamiento que permitieron una interpretación más efectiva del contenido. Estas tareas incluyeron:

- **Eliminación de caracteres especiales:** Se eliminaron caracteres especiales, signos de puntuación y otros elementos no alfabéticos que no aportan información relevante al análisis de sentimientos.
- **Eliminación de Stopwords:** Se realizaron tareas de eliminación de stopwords, que son palabras comunes que no contribuyen significativamente al análisis de sentimientos y, por lo tanto, se pueden omitir.
- **Tokenización:** El texto se dividió en tokens o palabras individuales, lo que facilita el procesamiento y análisis posterior.
- **Normalización de texto:** Se realizó la normalización del texto para asegurarse de que las palabras estuvieran en un formato uniforme, lo que evita la duplicación de palabras similares debido a mayúsculas y minúsculas.

- **Análisis de sentimiento y etiquetado:**

Para evaluar la polaridad de los comentarios, utilizamos el paquete de análisis de sentimientos VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) por el mejor dentro de los lexicones según Al-Shabi, (2020). Cada comentario se sometió a un análisis de sentimiento que generó una puntuación de polaridad compuesta. Según esta puntuación de polaridad, cada comentario se etiquetó como "positivo", "negativo" o "neutral". Los comentarios con puntuaciones de polaridad positivas se etiquetaron como "positivos", los que tenían puntuaciones negativas se etiquetaron como "negativos", y aquellos con puntuaciones cercanas a cero se consideraron "neutrales".

Este proceso de limpieza, preprocesamiento y análisis de sentimientos garantiza que los datos estén en un formato adecuado para las etapas posteriores del proyecto.

- **Identificación y descripción de variables: Desglose de elementos clave en el conjunto de datos**

En esta etapa crucial del proyecto, la identificación y descripción de las variables presentes en el conjunto de datos es muy importante. La comprensión de estas variables es esencial para un análisis significativo y la consecución de los objetivos de investigación. El conjunto de datos consta de dos fuentes de información distintas: las reseñas de la aplicación "Threads" y los datos relacionados con la empresa de telecomunicaciones en Ecuador. A continuación, se presenta un desglose de las variables de ambas fuentes:

Variables en el conjunto de datos de "threads" (reseñas de la aplicación):

- **Fuente:**

- Tipo: Variable categórica.
 - Distribución: Muestra la fuente desde la cual se obtuvo la reseña, ya sea de la Google Play Store o de la App Store.
 - Significado: Permite distinguir la procedencia de las reseñas, lo que puede ser relevante para entender las preferencias de los usuarios en diferentes plataformas.
- **Descripción de la Reseña:**
 - Tipo: Variable de texto.
 - Distribución: Contiene el texto de la reseña realizada por los usuarios.
 - Significado: Es la variable principal de interés, ya que contiene la información sobre la opinión y experiencia del usuario, fundamental para nuestro análisis de sentimientos.
- **Clasificación:**
 - Tipo: Variable categórica.
 - Distribución: Representa la clasificación de la reseña, que puede ser positiva, negativa o neutra, de acuerdo con el análisis de sentimientos.
 - Significado: Esta variable es una respuesta directa a nuestro objetivo de evaluar opiniones y actitudes de los usuarios.
- **Fecha de Revisión:**
 - Tipo: Variable de fecha.
 - Distribución: Contiene la fecha en la que se realizó la revisión.
 - Significado: Permite el seguimiento del tiempo y la detección de patrones temporales en las opiniones de los usuarios.

Variables en el conjunto de datos de la empresa de telecomunicaciones:

- **Fecha:**
 - Tipo: Variable de fecha.
 - Distribución: Indica la fecha de publicación del comentario relacionado con la empresa de telecomunicaciones.
 - Significado: Facilita el análisis de tendencias temporales en las opiniones de los clientes de la empresa.
- **Producto:**
 - Tipo: Variable categórica.
 - Distribución: Muestra el producto o servicio específico de la empresa al que se refiere el comentario.
 - Significado: Permite segmentar las opiniones por productos o servicios, lo que es valioso para la empresa al identificar áreas de mejora.
- **Comentario:**
 - Tipo: Variable de texto.
 - Distribución: Contiene el contenido del comentario o reseña de los clientes de la empresa.
 - Significado: Es la variable principal de interés, ya que contiene la información sobre la opinión y experiencia del cliente con respecto a los servicios de telecomunicaciones.
- **Visualización de variables: Descifrando información a través de gráficos y análisis temporales**

En esta fase del proyecto de investigación, la visualización de variables es un paso esencial para comprender más profundamente las opiniones de los usuarios y detectar patrones emergentes en los conjuntos de datos. La visualización de datos es una herramienta poderosa que permite explorar y comunicar de manera efectiva la

información recopilada. A continuación, se describe las principales actividades llevadas a cabo en esta etapa:

Distribución de sentimientos en comentarios:

Para evaluar la distribución de sentimientos en los comentarios de los usuarios, se utilizó gráficos de barras. Estos gráficos proporcionan una representación visual clara de la proporción de comentarios etiquetados como "positivos," "negativos," o "neutrales." La distribución de sentimientos es crucial para entender la percepción general de los usuarios con respecto a la empresa de telecomunicaciones y la aplicación "Threads".

En resumen, la visualización de variables es una parte esencial del proyecto que permite traducir datos complejos en información comprensible y útil. Los gráficos de barras ayudan a identificar patrones, destacar áreas de interés y proporcionar una visión holística de las opiniones y actitudes de los usuarios. Estos recursos visuales respaldan los objetivos de evaluar y comprender la percepción de los usuarios en relación con la empresa de telecomunicaciones y la aplicación "Threads".

- **Selección del modelo estadístico: Construyendo un sistema de análisis de sentimientos robusto**

En esta etapa del proyecto, se aborda la selección del modelo estadístico con el objetivo de desarrollar un sistema de análisis de sentimientos efectivo y preciso para evaluar las opiniones y actitudes de los usuarios expresadas en los comentarios. Para lograrlo, se siguió un proceso sistemático que incluye los siguientes pasos:

Entrenamiento y evaluación de modelos individuales:

- **Selección de modelos individuales:** el proceso selecciona una variedad de modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) individuales. Entre estos modelos se incluyen clasificadores logísticos, máquinas de soporte vectorial (SVM), y modelos basados en redes neuronales, entre otros. Esta diversidad nos permite explorar diferentes enfoques para el análisis de sentimientos.
- **División de datos:** Se divide el conjunto de datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. Este paso es fundamental para entrenar y evaluar los modelos de manera efectiva, asegurando que no se ajusten demasiado a los datos de entrenamiento.
- **Entrenamiento de modelos:** Cada modelo individual se entrena utilizando el conjunto de entrenamiento. Durante el proceso de entrenamiento, los modelos aprenden a identificar patrones y características en el texto de los comentarios que indican la polaridad de la opinión (positiva, negativa o neutral).
- **Evaluación de rendimiento:** Una vez entrenados, se evalúa el rendimiento de los modelos utilizando métricas fundamentales, como precisión, recall y F1-score. Estas métricas proporcionan una visión completa de la capacidad de los modelos para clasificar correctamente las opiniones de los usuarios.

Desarrollo de un ensamblaje de modelos:

- **Investigación y diseño del ensamblaje:** Reconociendo que la combinación de modelos puede mejorar la precisión, se investiga y diseña un ensamblaje de modelos. Este ensamblaje combina los modelos individuales seleccionados para obtener resultados más robustos y precisos en la evaluación de opiniones de los usuarios.

En este caso, se ha implementado un modelo de votación (Voting Classifier) que aprovecha las fortalezas de varios modelos individuales.

- **Implementación y entrenamiento:** Se lleva a cabo la implementación y el entrenamiento del ensamblaje de modelos. Durante esta etapa, se aprovecha la experiencia de los modelos individuales para crear un modelo compuesto que brinde resultados más precisos.

Generación de Recomendaciones Accionables:

- **Basado en los resultados del análisis de sentimientos:** Utilizando los resultados del análisis de sentimientos, generamos recomendaciones accionables para la empresa de telecomunicaciones. Estas recomendaciones pueden incluir sugerencias para mejorar la calidad de los servicios, identificar problemas específicos o ajustar estrategias de relación con los clientes.

Documentación y presentación de resultados:

- **Documentación detallada:** Se Documenta de manera exhaustiva todo el proceso de desarrollo, incluyendo las técnicas utilizadas, los modelos seleccionados, los hiperparámetros utilizados y las decisiones tomadas en cada etapa. Esta documentación garantiza la transparencia y la reproducibilidad de nuestro trabajo.
- **Presentación de resultados:** Se prepara una presentación detallada de los resultados y recomendaciones para la empresa de telecomunicaciones y otros interesados. Esta presentación destaca

las conclusiones clave, los hallazgos relevantes y las acciones sugeridas en función del análisis de sentimientos realizado.

En conjunto, estos pasos permiten construir un sistema de análisis de sentimientos sólido y efectivo que puede proporcionar a la empresa información valiosa para tomar decisiones informadas y mejorar la calidad de sus servicios. La combinación de modelos individuales y el ensamblaje de modelos fortalece la capacidad del sistema para evaluar y comprender las opiniones de los usuarios.

RESULTADOS

En esta sección, se presenta los resultados claves del proyecto de "Comparación de Modelos Individuales y Ensamblados para la Evaluación de Opiniones con Aplicación a una Empresa de Telecomunicaciones del Ecuador". A lo largo del proceso de investigación, se ha llevado a cabo una serie de análisis, desde la adquisición y limpieza de datos hasta la selección y evaluación de modelos estadísticos. Estos análisis han proporcionado información valiosa sobre cómo los usuarios perciben la empresa de telecomunicaciones y sus servicios.

En esta sección, se detalla el análisis los resultados de los modelos estadísticos, evaluando su rendimiento en la tarea de análisis de sentimientos. También se ofrece una interpretación de los resultados, destacando tendencias y proporcionando recomendaciones accionables para la empresa. Estos hallazgos son fundamentales para comprender la percepción de los usuarios y pueden influir en la toma de decisiones estratégicas.

Análisis descriptivo de la base de datos: Base de datos "Threads"

- **Variable "source" (Fuente):**

En el análisis de las fuentes de las reseñas en el conjunto de datos, se observa que existen dos categorías principales: "Google Play" y "App Store". Estas categorías representan las plataformas desde las cuales los usuarios han dejado sus reseñas sobre la empresa de telecomunicaciones y la aplicación "Threads", como se puede ver en la Figura 1.

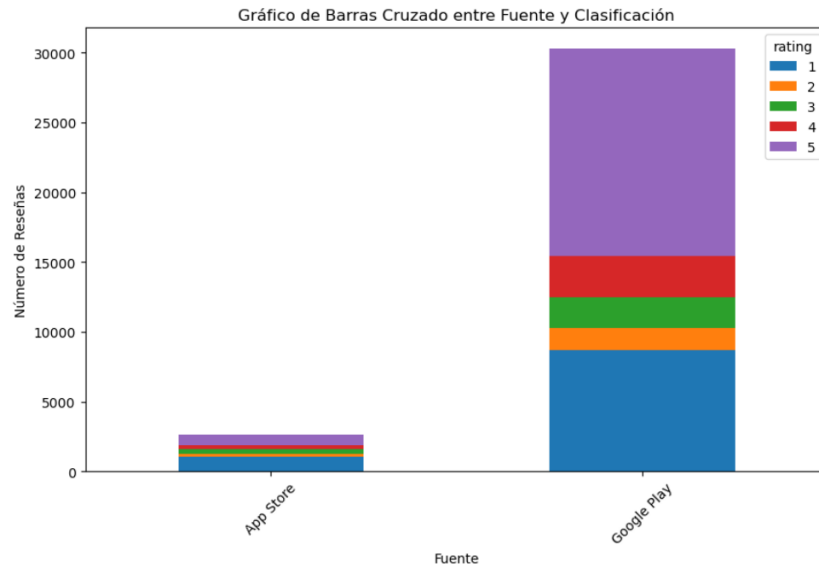


Figura 1: Gráfica la distribución de la fuente de las reseñas y Clasificación

- Donde "Google Play" es la fuente predominante con un total de 30,270 reseñas. Esto indica que la mayoría de las reseñas provienen de la tienda de aplicaciones de Google Play, que es una plataforma común para que los usuarios de dispositivos Android expresen sus opiniones y "App Store" es la segunda fuente más común, con un total de 2,640 reseñas. Esto sugiere que también hay usuarios que han expresado sus opiniones a través de la tienda de aplicaciones de Apple, que está asociada principalmente con dispositivos iOS. En ambas plataformas las clasificaciones de 1 y 5 son las mas frecuentes.

- **Variable "review_description" (Descripción de la reseña):**

Se ha calculado que la longitud promedio de las descripciones de las reseñas del conjunto de datos es de aproximadamente 65.73 caracteres. Esta medida nos proporciona una idea de la extensión promedio de las opiniones de los usuarios expresadas en las reseñas.

Para realizar un análisis más profundo vamos a calcular ciertas métricas de legibilidad (ver Figura 2) como son: Facilidad de lectura de Flesch “flesch_reading_ease”, el índice SMOG¹ y el índice Coleman-Liau²

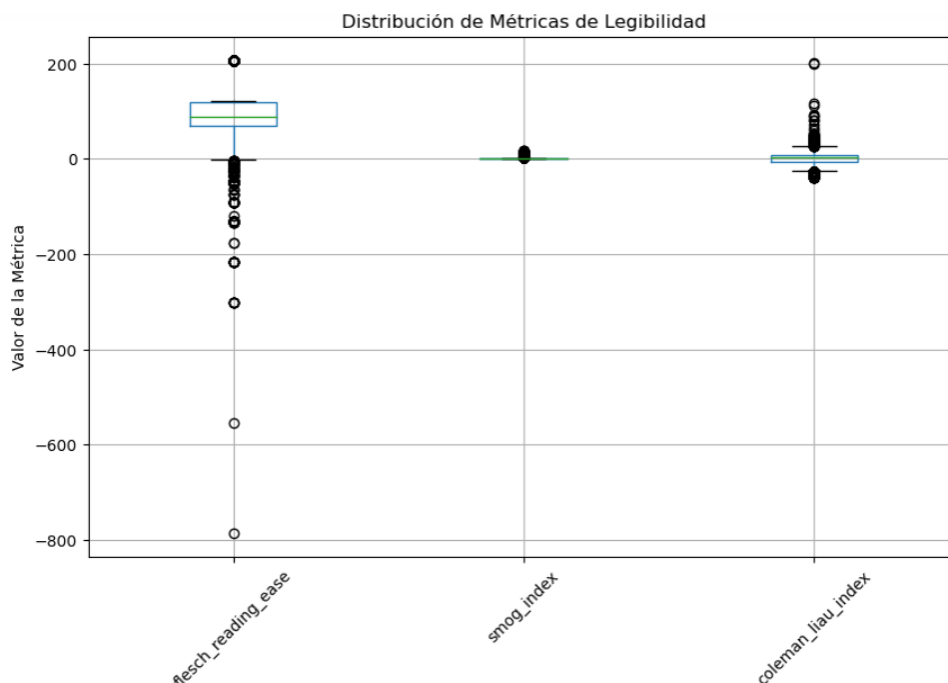


Figura 2: Distribución de Métricas de Legibilidad

De la figura se puede observar que el promedio de “flesch_reading_ease”, “smog_index” y “coleman_liau_index” son 88.03, - 0.80 y 3.35 respectivamente. Lo que sugiere que en promedio los textos en la base de datos tienden a ser relativamente fáciles de entender con una complejidad moderada. De acuerdo con los estándares de (Aggarwal, 2023)

- **Variable "rating" (Clasificación):**

El resumen estadístico de la variable "rating" proporciona una visión completa de las clasificaciones otorgadas por los usuarios en las reseñas

¹ La calificación SMOG es una medida de legibilidad que estima los años de educación necesarios para comprender un escrito. SMOG es un acrónimo de "Medida simple de galimatías".

² El "Coleman-Liau Index" es una métrica utilizada para evaluar la legibilidad de un texto.

Este índice se emplea para determinar cuán fácil o difícil es de leer un documento y se basa en la longitud promedio de las oraciones y la cantidad de letras por cada 100 palabras.

de la empresa de telecomunicaciones y la aplicación "Threads". Los siguientes puntos destacan los hallazgos clave:

- **Recuento de observaciones (count):** Se han registrado un total de 32,910 clasificaciones en las reseñas. Esto indica que hay una cantidad significativa de opiniones de usuarios en nuestro conjunto de datos.
- **Media (mean):** La calificación promedio otorgada por los usuarios es de aproximadamente 3.40. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios tienden a calificar positivamente, pero no de manera muy alta. Una calificación de 3.40 indica una evaluación neutral a ligeramente positiva.
- **Desviación estándar (std):** La desviación estándar de aproximadamente 1.75 indica que las calificaciones varían considerablemente. Esto sugiere que algunas reseñas reciben calificaciones significativamente más altas o bajas que la media.
- **Valor mínimo (min):** La calificación más baja registrada es 1.0, lo que indica que algunos usuarios han expresado opiniones muy negativas en sus reseñas.
- **Percentiles (25%, 50%, 75%):** El percentil 25% muestra que al menos el 25% de las calificaciones son 1.0, lo que sugiere una proporción de reseñas negativas. El percentil 50% (o la mediana) se encuentra en 4.0, lo que indica que el 50% de las calificaciones son 4.0 o más, reflejando opiniones generalmente positivas. El percentil 75% muestra que al menos el 25% de las calificaciones son 5.0, indicando reseñas muy positivas.
- **Valor máximo (max):** La calificación más alta registrada es 5.0, lo que sugiere que algunos usuarios han expresado opiniones extremadamente positivas en sus reseñas.

Análisis descriptivo de la base de datos: Base de datos empresa de telecomunicaciones

- **Variable Fecha:**

Se realizado un análisis de las fechas de publicación de los comentarios de la base de datos "comentarios_telecomunicaciones". Los resultados son los siguientes:

- **Fecha más temprana:** La fecha más antigua registrada en la base de datos es el 18 de octubre de 2022 a las 09:43:33. Esto indica que los comentarios más antiguos en la base de datos tienen más de un año.
- **Fecha más reciente:** La fecha más reciente registrada es el 16 de octubre de 2023 a las 04:22:08. Esto sugiere que hemos recopilado comentarios durante un período de aproximadamente un año, lo que nos proporciona una visión de las opiniones de los clientes en ese período.

El análisis de la variable "Fecha" es valioso para comprender la distribución temporal de las opiniones de los clientes.

- **Variable Producto:**

Se ha realizado un análisis de la variable "Producto" en la base de datos "comentarios_telecomunicaciones" para comprender la distribución de las opiniones de los clientes en función de los diferentes productos o servicios de la empresa de telecomunicaciones (ver Figura 3).

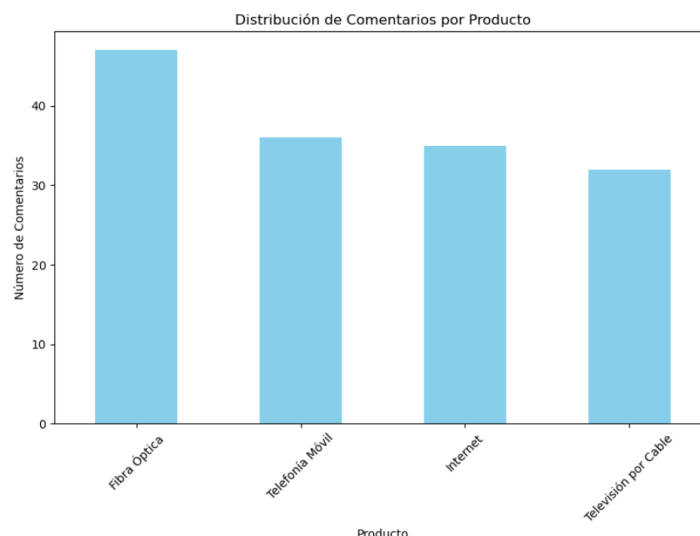


Figura 3: Distribución de comentarios por producto

- **Fibra Óptica:** Se han registrado un total de 47 comentarios relacionados con el servicio de Fibra Óptica. Esto indica que este producto es objeto de un número significativo de opiniones por parte de los clientes.
- **Telefonía Móvil:** Hay 36 comentarios relacionados con el servicio de Telefonía Móvil en la base de datos. Los clientes han expresado sus opiniones sobre este servicio en varias ocasiones.
- **Internet:** El servicio de Internet ha generado 35 comentarios en nuestra base de datos. Los clientes han compartido sus experiencias y opiniones sobre la conectividad de Internet proporcionada por la empresa.
- **Televisión por Cable:** Se han registrado 32 comentarios relacionados con el servicio de Televisión por Cable. Esto indica que los clientes han expresado sus opiniones sobre la calidad de la televisión por cable.

Este análisis es valioso ya que permite segmentar las opiniones de los clientes por producto, lo que puede ayudar a la empresa de

telecomunicaciones a identificar áreas de mejora específicas para cada servicio.

- **Variable Comentarios:**

La longitud promedio de los comentarios en nuestra base de datos "comentarios_telecomunicaciones" es de aproximadamente 94.48 caracteres.

Para realizar un análisis más profundo vamos a calcular ciertas métricas de legibilidad como son: Facilidad de lectura de Flesch “flesch_reading_ease”, el índice SMOG y el índice Coleman-Liau (ver Figura 4)

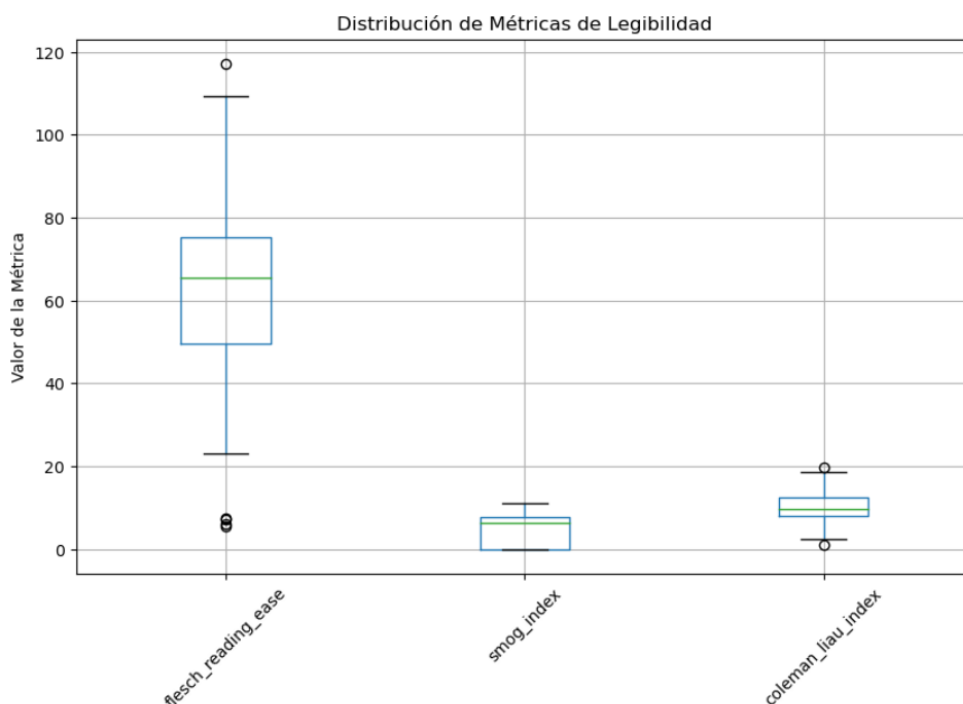


Figura 4: Distribución de Métricas de Legibilidad empresa de telecomunicaciones

De la figura se puede observar que el promedio de “flesch_reading_ease”, “smog_index” y “coleman_liau_index” son: 64, 4.43 y 10.18 respectivamente. Lo que sugiere que en promedio los textos en la base de datos tienden a ser relativamente fáciles de entender con una complejidad moderada.

Para la presentación de los resultados se siguió el esquema a continuación.

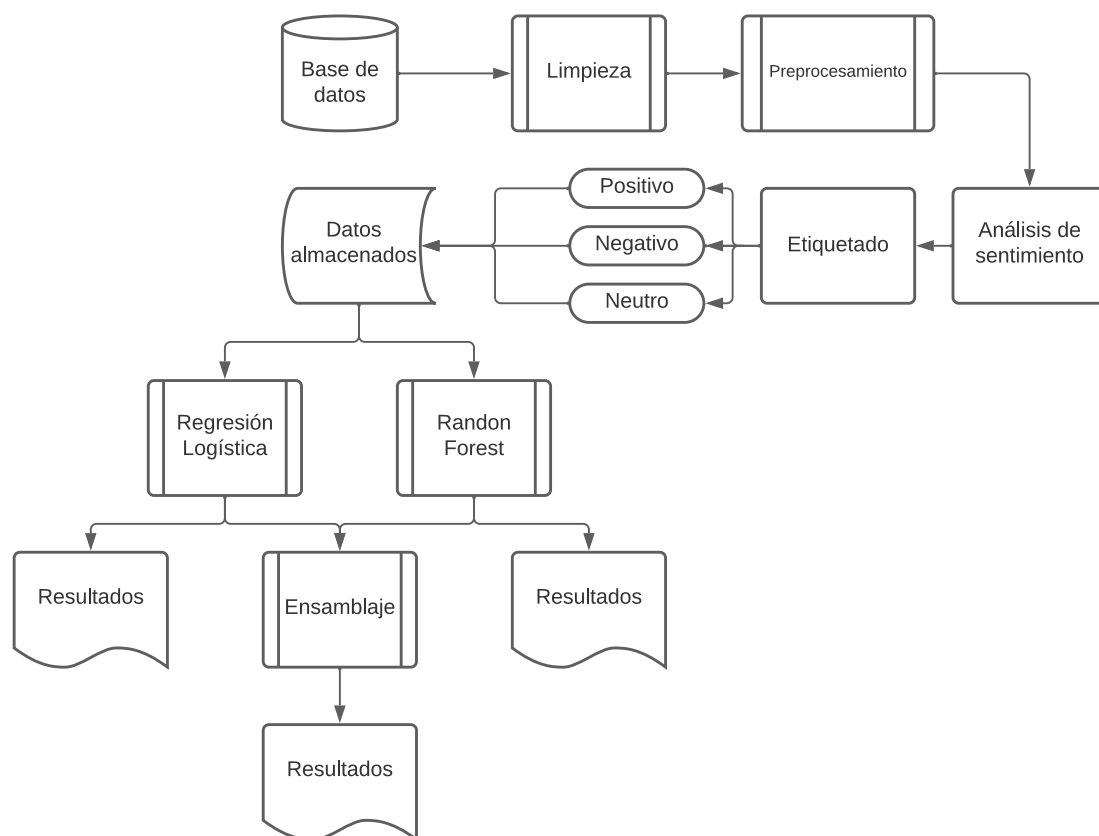


Figura 5: Esquema del procedimiento

Limpieza inicial de los datos:

Los datos en ambas bases de datos, "threads" y "comentarios_telecomunicaciones", estaban bien estructurados y no requerían una limpieza inicial significativa. Los comentarios correspondían adecuadamente a las reseñas y no se identificaron problemas de calidad de datos. Por lo tanto, la cantidad de registros originales en ambas bases de datos permanece igual. La calidad de los datos en su forma original permitió realizar un análisis más preciso y significativo de las opiniones de los clientes sin la necesidad de realizar modificaciones en la estructura de los datos

Preprocesamiento del texto:

En el proceso de preprocesamiento del texto, se llevaron a cabo varias tareas esenciales para preparar los comentarios para el análisis de sentimiento. Estos pasos incluyeron: Eliminación de Caracteres Especiales, Eliminación de Stopwords, Tokenización y Normalización de Texto. Estos procesos de preprocesamiento del texto permitieron preparar los datos de manera efectiva para el análisis de sentimiento y aseguraron que el análisis se llevara a cabo de manera precisa y eficiente.

Análisis de sentimiento y etiquetado:

Después de realizar el etiquetado de sentimiento con VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner), se obtuvieron resultados que muestran la distribución de sentimientos en las bases de datos "threads" y "comentarios_telecomunicaciones". Los resultados se presentan en forma de tabla, donde se divide el sentimiento en categorías de negativo, neutral y positivo.

Interpretación del análisis de sentimiento: Threads:

Como se puede observar en la Tabla 1, los usuarios en la base de datos "threads" y se categorizaron en términos de sentimiento, que incluye negativo, neutral y positivo. Estas categorías se presentan en función de las clasificaciones dadas por los clientes, que van del 1 al 5.

| <i>Rating / Sentimiento</i> | <i>negativo</i> | <i>neutral</i> | <i>positivo</i> |
|-----------------------------|-----------------|----------------|-----------------|
| 1 | 3760 | 3981 | 1985 |
| 2 | 530 | 558 | 708 |
| 3 | 469 | 757 | 1359 |
| 4 | 220 | 781 | 2243 |
| 5 | 470 | 4495 | 10594 |

Tabla 1: Análisis de sentimiento: Threads vs Rating

- **Clasificación 1:** Se observa que la categoría con clasificación 1 ha generado un total de 3,760 comentarios con sentimiento negativo, 3,981 comentarios con sentimiento neutral y 1,985 comentarios con sentimiento positivo. Esto sugiere que, en la categoría de clasificación más baja, la mayoría de las opiniones son negativas, aunque aún existen opiniones neutrales y algunas positivas.
- **Clasificación 2:** En la categoría de clasificación 2, se registran 530 comentarios con sentimiento negativo, 558 comentarios con sentimiento neutral y 708 comentarios con sentimiento positivo. Aunque las opiniones negativas son prominentes, también hay una presencia significativa de opiniones positivas en esta categoría.
- **Clasificación 3:** Para la clasificación 3, se han registrado 469 comentarios con sentimiento negativo, 757 comentarios con sentimiento neutral y 1,359 comentarios con sentimiento positivo. En esta categoría, las opiniones neutrales y positivas superan a las opiniones negativas, lo que sugiere una percepción más equilibrada por parte de los clientes.
- **Clasificación 4:** En la categoría de clasificación 4, se observan 220 comentarios con sentimiento negativo, 781 comentarios con sentimiento neutral y 2,243 comentarios con sentimiento positivo. En esta categoría, las opiniones positivas son claramente predominantes, lo que indica una percepción general positiva de los servicios o productos relacionados con estas clasificaciones.
- **Clasificación 5:** Finalmente, en la categoría de clasificación 5, se han registrado 470 comentarios con sentimiento negativo, 4,495 comentarios con sentimiento neutral y 10,594 comentarios con sentimiento positivo. Aquí, las opiniones positivas superan significativamente a las opiniones negativas, y la neutralidad también está presente. Esto indica una percepción muy positiva de los servicios o productos relacionados con estas clasificaciones más altas.

Interpretación del análisis de sentimiento: Comentarios Telecomunicaciones

Se ha llevado a cabo un análisis de sentimiento en la base de datos "comentarios_telecomunicaciones" para evaluar cómo los clientes perciben los diferentes productos o servicios ofrecidos por la empresa de telecomunicaciones. Los resultados se desglosan por producto y se muestran en términos de sentimiento, que incluye negativo, neutral y positivo (Ver Tabla 2).

| <i>Producto / Sentimiento</i> | <i>negativo</i> | <i>neutral</i> | <i>positivo</i> |
|-------------------------------|-----------------|----------------|-----------------|
| <i>Fibra Óptica</i> | 11 | 12 | 24 |
| <i>Internet</i> | 8 | 9 | 18 |
| <i>Telefonía Móvil</i> | 7 | 7 | 22 |
| <i>Televisión por Cable</i> | 13 | 6 | 13 |

Tabla 2: Análisis de sentimiento: Comentarios Telecomunicaciones vs Producto

- **Fibra óptica:** Para el servicio de Fibra Óptica, se observa que se han registrado 11 comentarios con sentimiento negativo, 12 comentarios con sentimiento neutral y 24 comentarios con sentimiento positivo. Esto indica que, en general, existe una presencia equilibrada de opiniones tanto negativas como positivas. Sin embargo, la mayoría de los comentarios se inclinan hacia el sentimiento positivo, lo que sugiere que la percepción general de los clientes sobre el servicio de Fibra Óptica es favorable.
- **Internet:** En el caso del servicio de Internet, se han registrado 8 comentarios con sentimiento negativo, 9 comentarios con sentimiento neutral y 18 comentarios con sentimiento positivo. Aunque hay una presencia de comentarios negativos, la mayoría de los comentarios son positivos. Esto indica una percepción general positiva en relación con el servicio de Internet.

- **Telefonía móvil:** Para el servicio de Telefonía Móvil, se observa que hay 7 comentarios con sentimiento negativo, 7 comentarios con sentimiento neutral y 22 comentarios con sentimiento positivo. Al igual que con el servicio de Internet, la mayoría de los comentarios son positivos, lo que sugiere que la percepción general de los clientes es favorable en relación con la telefonía móvil.
- **Televisión por cable:** Finalmente, para el servicio de Televisión por Cable, se han registrado 13 comentarios con sentimiento negativo, 6 comentarios con sentimiento neutral y 13 comentarios con sentimiento positivo. En este caso, la distribución de sentimientos es más equilibrada, lo que indica una percepción mixta por parte de los clientes.

Análisis de modelo estadístico

En esta subsección, se proporciona una evaluación exhaustiva del rendimiento de los modelos en la tarea de análisis de sentimientos. Esto incluye métricas clave, como precisión, recall y F1-score de los modelos individuales seleccionados:

- Clasificadores logísticos
- Árboles aleatorios

Además, se presenta el modelo ensamblado desarrollado, explicando cómo se ha diseñado y por qué se eligieron los modelos individuales específicos para la combinación. Se evalúa el rendimiento del ensamblaje y se compara con los modelos individuales.

- **Reporte de clasificación regresión logística:**

Exactitud Regresión Logística: 0.8708599209966575

Reporte de Clasificación Regresión Logística:

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| negativo | 0.77 | 0.64 | 0.70 | 1084 |
| neutral | 0.86 | 0.91 | 0.88 | 2133 |
| positivo | 0.91 | 0.92 | 0.91 | 3365 |
| accuracy | | | 0.87 | 6582 |
| macro avg | 0.84 | 0.82 | 0.83 | 6582 |
| weighted avg | 0.87 | 0.87 | 0.87 | 6582 |

Figura 6: Resultados modelo regresión logística

- **Precisión:** La precisión mide cuántas de las predicciones positivas realizadas por el modelo son realmente correctas. Para el sentimiento "negativo", la precisión es del 77%, lo que significa que el 77% de las reseñas clasificadas como negativas son realmente negativas. Para "neutral" y "positivo", las precisiones son del 86% y 91%, respectivamente.
- **Recall:** El recall (o sensibilidad) mide cuántos de los verdaderos positivos el modelo es capaz de identificar. Para el sentimiento "negativo", el recall es del 64%, lo que significa que el modelo identifica el 64% de las reseñas negativas reales. Para "neutral" y "positivo", los recalls son del 91% y 92%, respectivamente.
- **F1-score:** El F1-score es una medida que combina precisión y recall en una sola métrica. Para el sentimiento "negativo", el F1-score es del 70%. Para "neutral" y "positivo", los F1-scores son del 88% y 91%, respectivamente.
- **Support:** Representa el número de reseñas en cada categoría. Por ejemplo, hay 1,084 reseñas negativas, 2,133 reseñas neutrales y 3,365 reseñas positivas.
- **Exactitud (Accuracy):** La exactitud general del modelo es del 87%. Esta métrica muestra cuántas de todas las predicciones son correctas en el conjunto de datos.
- **Promedio ponderado (Weighted Average):** El promedio ponderado tiene en cuenta el desequilibrio en el número de reseñas en cada categoría. La precisión promedio ponderada es

del 87%, lo que indica que el modelo se desempeña bien en la tarea de análisis de sentimiento.

Por lo tanto, el modelo de Regresión Logística muestra un buen rendimiento general, con altas precisiones y recalls en las categorías de "neutral" y "positivo". La precisión general del modelo es del 87.09%, lo que sugiere que es eficaz para clasificar el sentimiento en las reseñas de los usuarios.

- **Reporte de clasificación random forest:**

Exactitud Random Forest: 0.8529322394408995

Reporte de Clasificación Random Forest:

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| negativo | 0.82 | 0.55 | 0.66 | 1084 |
| neutral | 0.85 | 0.88 | 0.86 | 2133 |
| positivo | 0.86 | 0.94 | 0.90 | 3365 |
| accuracy | | | 0.85 | 6582 |
| macro avg | 0.84 | 0.79 | 0.81 | 6582 |
| weighted avg | 0.85 | 0.85 | 0.85 | 6582 |

Figura 7: Resultados modelo random forest

- **Precision:** La precisión mide cuántas de las predicciones positivas realizadas por el modelo son realmente correctas. Para el sentimiento "negativo", la precisión es del 82%, lo que significa que el 82% de las reseñas clasificadas como negativas son realmente negativas. Para "neutral" y "positivo", las precisiones son del 85% y 86%, respectivamente.
- **Recall:** El recall (o sensibilidad) mide cuántos de los verdaderos positivos el modelo es capaz de identificar. Para el sentimiento "negativo", el recall es del 55%, lo que significa que el modelo identifica el 55% de las reseñas negativas reales. Para "neutral" y "positivo", los recalls son del 88% y 94%, respectivamente.

- **F1-score:** El F1-score es una medida que combina precisión y recall en una sola métrica. Para el sentimiento "negativo", el F1-score es del 66%. Para "neutral" y "positivo", los F1-scores son del 86% y 90%, respectivamente.
- **Support:** Representa el número de reseñas en cada categoría. Por ejemplo, hay 1,084 reseñas negativas, 2,133 reseñas neutrales y 3,365 reseñas positivas.
- **Exactitud (Accuracy):** La exactitud general del modelo es del 85.29%. Esta métrica muestra cuántas de todas las predicciones son correctas en el conjunto de datos.
- **Promedio ponderado (Weighted Average):** El promedio ponderado tiene en cuenta el desequilibrio en el número de reseñas en cada categoría. La precisión promedio ponderada es del 85%, lo que sugiere que el modelo se desempeña bien en la tarea de análisis de sentimiento.

Por lo tanto, el modelo de Random Forest muestra un buen rendimiento general, con altas precisiones y recalls en las categorías de "neutral" y "positivo". La precisión general del modelo es del 85.29%, lo que sugiere que es eficaz para clasificar el sentimiento en las reseñas de los usuarios. Sin embargo, el recall para la categoría "negativo" es relativamente bajo en comparación con las otras categorías, lo que indica que el modelo tiene dificultades para identificar reseñas negativas.

- **Comparativa entre los modelos**

- **Exactitud (Accuracy):** La Regresión Logística tiene una ligeramente mayor exactitud que el Random Forest, lo que sugiere que es un poco más precisa en la clasificación de las reseñas.
- **Precision:** La Regresión Logística tiene una precisión ligeramente más alta en las categorías de "neutral" y "positivo".

- **Recall:** El Random Forest tiene un recall más alto en todas las categorías, lo que significa que es mejor para identificar reseñas negativas y positivas en comparación con la Regresión Logística.
- **F1-score:** La Regresión Logística muestra un F1-score ligeramente más alto en las categorías de "neutral" y "positivo", mientras que el Random Forest es mejor en la categoría "negativo".

Finalmente, ambos modelos muestran un buen rendimiento en la tarea de análisis de sentimiento, pero tienen fortalezas y debilidades ligeramente diferentes en términos de precisión, recall y F1-score en las diferentes categorías.

- **Reporte de clasificación del modelo ensamblado**

Exactitud: 0.8746581586144029

Reporte de Clasificación:

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| negativo | 0.81 | 0.63 | 0.71 | 1084 |
| neutral | 0.86 | 0.90 | 0.88 | 2133 |
| positivo | 0.90 | 0.93 | 0.92 | 3365 |
| accuracy | | | 0.87 | 6582 |
| macro avg | 0.86 | 0.82 | 0.84 | 6582 |
| weighted avg | 0.87 | 0.87 | 0.87 | 6582 |

Figura 8: Resultados modelo ensamblado

- **Exactitud (Accuracy):** La exactitud del modelo ensamblado es del 87.00%. Esto indica que el modelo es capaz de predecir con precisión el sentimiento de las reseñas en un 87.00% de los casos, lo que sugiere un buen rendimiento general.
- **Precision:** La precisión del modelo ensamblado es alta en todas las categorías. Esto significa que las predicciones positivas realizadas por el modelo son en su mayoría correctas. Para "negativo", "neutral" y "positivo", las precisiones son del 81%, 86% y 90%, respectivamente.

- **Recall:** El modelo ensamblado tiene un recall sólido en todas las categorías, lo que significa que es capaz de identificar la mayoría de los verdaderos positivos. Para "negativo", "neutral" y "positivo", los recalls son del 63%, 90% y 93%, respectivamente.
- **F1-score:** El F1-score, que combina precisión y recall, es alto en todas las categorías. Para "negativo", "neutral" y "positivo", los F1-scores son del 71%, 88% y 92%, respectivamente.
- **Promedio Ponderado (Weighted Average):** El promedio ponderado tiene en cuenta el desequilibrio en el número de reseñas en cada categoría. La precisión promedio ponderada es del 87%, lo que sugiere que el modelo ensamblado se desempeña muy bien en la tarea de análisis de sentimiento.

Así, el modelo ensamblado muestra un rendimiento sólido en la tarea de análisis de sentimiento, con altas precisiones, recalls y F1-scores en todas las categorías. Esto sugiere que la combinación de la Regresión Logística y el Random Forest en un Voting Classifier ha mejorado la capacidad del modelo para clasificar el sentimiento en las reseñas de los usuarios.

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS Y PROPUESTA DE SOLUCIÓN

El diseño de estrategias basadas en la analítica de datos se vuelve esencial para abordar la problemática organizacional identificada en este proyecto. Luego de haber recopilado datos de reseñas y opiniones de los usuarios, y se ha aplicado modelos estadísticos para analizar y comprender estas opiniones. Como el problema de la empresa es complicado, se pensó en una amplia gama de estrategias para intentar solventar los diferentes problemas. A continuación, se presenta una discusión detallada de diseñar estrategias organizacionales efectivas:

- **Segmentación basada en fuente y producto:**

La segmentación por producto o servicio, como "Fibra Óptica", "Internet", "Telefonía Móvil" y "Televisión por Cable", se presenta como una estrategia fundamental para identificar áreas de mejora específicas en cada oferta de la empresa de telecomunicaciones. Esta estrategia de segmentación permitirá a la empresa abordar de manera más precisa las necesidades y expectativas de los clientes en función de sus experiencias con productos o servicios específicos. Aquí hay una ampliación de cómo se puede aplicar esta estrategia:

- **Personalización de experiencias del cliente:** Al segmentar las opiniones y reseñas por producto o servicio, la empresa podrá personalizar la interacción con los clientes. Por ejemplo, cuando un cliente ha expresado una opinión sobre el servicio de "Fibra Óptica", la empresa puede responder de manera específica a los problemas o aprobaciones relacionados con ese servicio en particular. Esto demuestra un compromiso individualizado con la satisfacción del cliente.
- **Identificación de áreas de fortaleza y debilidad:** La segmentación permite a la empresa identificar las áreas donde se destacan y aquellas que requieren mejoras. Si, por ejemplo, los clientes que utilizan el servicio de "Telefonía Móvil" expresan

opiniones positivas en su mayoría, la empresa puede destacar esta fortaleza en su estrategia de marketing y promoción. Que este nuestro caso particular (ver Tabla 2) se da en “Telefonía móvil” y “Fibra óptica”.

- **Resolución eficiente de problemas:** Las reseñas negativas relacionadas con un producto o servicio específico se pueden abordar de manera más eficiente. Los departamentos encargados de resolver problemas y el servicio al cliente pueden concentrarse en encontrar soluciones para los problemas específicos que los clientes han mencionado en relación con ese producto o servicio. Con es el caso de televisión por cable.
- **Mejora de productos y servicios:** La segmentación proporciona información valiosa para la mejora de productos o servicios. Por ejemplo, si el servicio de "Televisión por Cable" recibe opiniones mixtas, la empresa puede llevar a cabo investigaciones adicionales y ajustes para abordar las preocupaciones específicas y elevar la calidad de ese servicio.
- **Evaluación de la competencia:** La segmentación no solo se limita a los productos y servicios internos, sino que también puede usarse para evaluar la competencia. Al comparar las opiniones de los clientes sobre productos o servicios de la empresa con los de los competidores, se pueden identificar oportunidades para destacar y competir de manera más efectiva en el mercado.
- **Métricas de desempeño específicas:** Al desglosar los resultados y métricas por producto o servicio, la empresa puede establecer *KPIs (Key Performance Indicators)* específicos para cada área. Esto facilita la evaluación y el seguimiento del rendimiento en función de los objetivos establecidos para cada oferta de la empresa.

- **Promoción de Cross-Selling y Up-Selling:** La segmentación permite la identificación de oportunidades para promociones cruzadas y ventas adicionales. Si un cliente tiene una experiencia positiva con la "Fibra Óptica", la empresa puede ofrecer servicios adicionales o actualizaciones relevantes.
- **Mejora de la retención de clientes:** Al abordar de manera específica las inquietudes de los clientes y mejorar los servicios donde sea necesario, la empresa puede aumentar la retención de clientes. Los clientes satisfechos son más propensos a continuar utilizando los servicios de la empresa.

- **Profundidad de comentarios:**

El análisis ha revelado que la longitud promedio de las reseñas es de aproximadamente 94.48 caracteres, y que en promedio los textos en la base de datos tienden a ser relativamente fáciles de entender con una complejidad moderada. Esto sugiere que los usuarios suelen expresar sus opiniones de manera concisa. Las estrategias de respuesta y seguimiento deben adaptarse a esta concisión y ser efectivas en comunicar la atención de la empresa en detalles breves. Por ejemplo:

- **Respuestas concisas y claras:** Dado que los clientes tienden a expresar sus opiniones de manera breve, es fundamental que las respuestas de la empresa sean igualmente concisas y claras. En lugar de respuestas largas y detalladas, la empresa puede centrarse en proporcionar respuestas precisas y al punto.
- **Identificación rápida de problemas:** Las reseñas breves pueden a menudo destacar problemas específicos o aprobaciones directas. La empresa puede utilizar análisis de sentimientos para identificar rápidamente reseñas negativas y abordar problemas clave.

- **Solicitudes de comentarios adicionales:** La brevedad de las reseñas no significa que los clientes no tengan más que decir. La empresa puede alentar a los clientes a proporcionar comentarios adicionales o detalles si es necesario.
- **Enfocarse en Acciones:** Dado que los comentarios son breves, la empresa puede enfocarse en acciones concretas. Si se mencionan problemas, la empresa puede indicar las medidas que se están tomando para resolverlos.

- **Evaluación de calificaciones y sentimiento:**

La empresa de telecomunicaciones ha realizado un análisis de sentimiento que muestra la distribución de opiniones positivas, neutrales y negativas en las reseñas de los clientes. Esta información es valiosa para diseñar estrategias efectivas que aborden tanto las reseñas negativas como las positivas:

- **Enfocarse en reseñas negativas:** El análisis revela que hay un número significativo de reseñas negativas. La empresa puede implementar una estrategia específica para abordar estas reseñas y convertirlas en experiencias positivas. Por ejemplo:
 - **Identificar problemas:** La empresa puede utilizar el análisis de sentimiento para identificar los problemas más comunes mencionados en las reseñas negativas, como problemas de conectividad o problemas de facturación.
 - **Respuestas personalizadas:** Las respuestas a reseñas negativas deben ser personalizadas y mostrar empatía. La empresa puede ofrecer soluciones específicas y solicitar información de contacto para resolver problemas.
 - **Resolución rápida:** El enfoque debe ser la resolución rápida de problemas. La empresa puede asignar un equipo de

soporte para abordar estas reseñas de manera proactiva y resolver problemas de manera eficiente.

- Seguimiento: Después de la resolución de un problema, la empresa puede hacer un seguimiento con el cliente para garantizar su satisfacción y agradecerles por su retroalimentación.

- **Ventajas del modelo ensamblado:**

El modelo ensamblado ha demostrado un rendimiento sólido en la tarea de análisis de sentimiento. Las estrategias pueden aprovechar las fortalezas de este modelo para mejorar la precisión en la clasificación del sentimiento.

- **Formación de equipos de soporte:** La empresa puede utilizar el modelo ensamblado para entrenar a su personal de soporte y servicio al cliente para que comprendan y aborden eficazmente las reseñas basadas en el análisis de sentimiento. Esto podría incluir:
 - Entrenamiento de respuesta: Proporcionar directrices claras sobre cómo responder a reseñas negativas, neutrales y positivas de manera efectiva.
 - Monitoreo continuo: Realizar un monitoreo continuo de la retroalimentación de los clientes para garantizar la alineación de las respuestas con el sentimiento.

- **Sustentación de las propuestas:**

La sustentación de las estrategias propuestas es un paso crucial para asegurarse de que sean viables y efectivas. Para ello, la empresa debe considerar varios aspectos clave y evaluar los recursos necesarios para implementar dichas estrategias. A continuación, profundizaremos en estos aspectos:

- **Recursos Humanos:**

- **Personal especializado:** Evaluar si se necesita personal adicional o con habilidades específicas para llevar a cabo las estrategias propuestas. Por ejemplo, si se planea una respuesta personalizada a reseñas, se podría requerir personal adicional en el equipo de atención al cliente o de gestión de la reputación en línea.
 - **Capacitación:** En el caso de estrategias que involucran nuevas técnicas o enfoques, se debe considerar la capacitación del personal existente para garantizar que tengan las habilidades necesarias.
 - **Disponibilidad de recursos:** Evaluar si el personal actual tiene la capacidad de asumir las responsabilidades adicionales asociadas con las estrategias propuestas sin comprometer su carga de trabajo actual.
- **Recursos Tecnológicos:**
 - **Herramientas y software:** Determinar si es necesario adquirir o actualizar herramientas y software específicos para implementar las estrategias. Por ejemplo, si se pretende utilizar un sistema de análisis de sentimiento, los requerimientos podrían ser:
 - **Software de código abierto:** se puede encontrar soluciones de análisis de sentimiento de código abierto como NLTK (Natural Language Toolkit) y TextBlob, que son gratuitas.
 - **Herramientas en la nube:** Servicios como Amazon Comprehend, Google Cloud Natural Language, o IBM Watson ofrecen opciones de análisis de sentimiento en la nube con tarifas que pueden comenzar desde unos pocos dólares al mes.

- **Ingeniero de datos o Científico de datos:** Los salarios varían según la ubicación y la experiencia, pero podrían oscilar entre \$27,000 y \$30,000 o más al año.
 - **Costos de almacenamiento en la nube:** El costo de almacenamiento en la nube puede variar según el proveedor y la cantidad de datos almacenados, pero podría comenzar desde unos pocos dólares al mes.
 - **Costos operativos:** Se puede considerar los costos operativos continuos, como el ancho de banda, el monitoreo y la administración de servidores.
 - **Entrenamiento y configuración inicial:** Si la empresa no tiene experiencia previa en análisis de sentimiento, es posible que necesites inversión en capacitación o servicios de consultoría para configurar el sistema.
- **Integración de Sistemas:** Asegurarse de que las nuevas herramientas se integren de manera efectiva con los sistemas y plataformas existentes para garantizar una transición fluida y la obtención de datos en tiempo real.
 - **Seguridad de Datos:** Evaluar la seguridad y privacidad de los datos, especialmente si se están recopilando o compartiendo datos del cliente en el proceso.

Como se puede observar en base al análisis y el detalle proporcionado en las subsecciones anteriores las implementaciones de las estrategias en viable y no tendría un costo elevador teniendo en cuenta esas consideraciones. A continuación, se presenta un esquema del flujo de transformación digital que se puede seguir, seleccionado las 3 estrategias más importantes con un recuadro rojo.

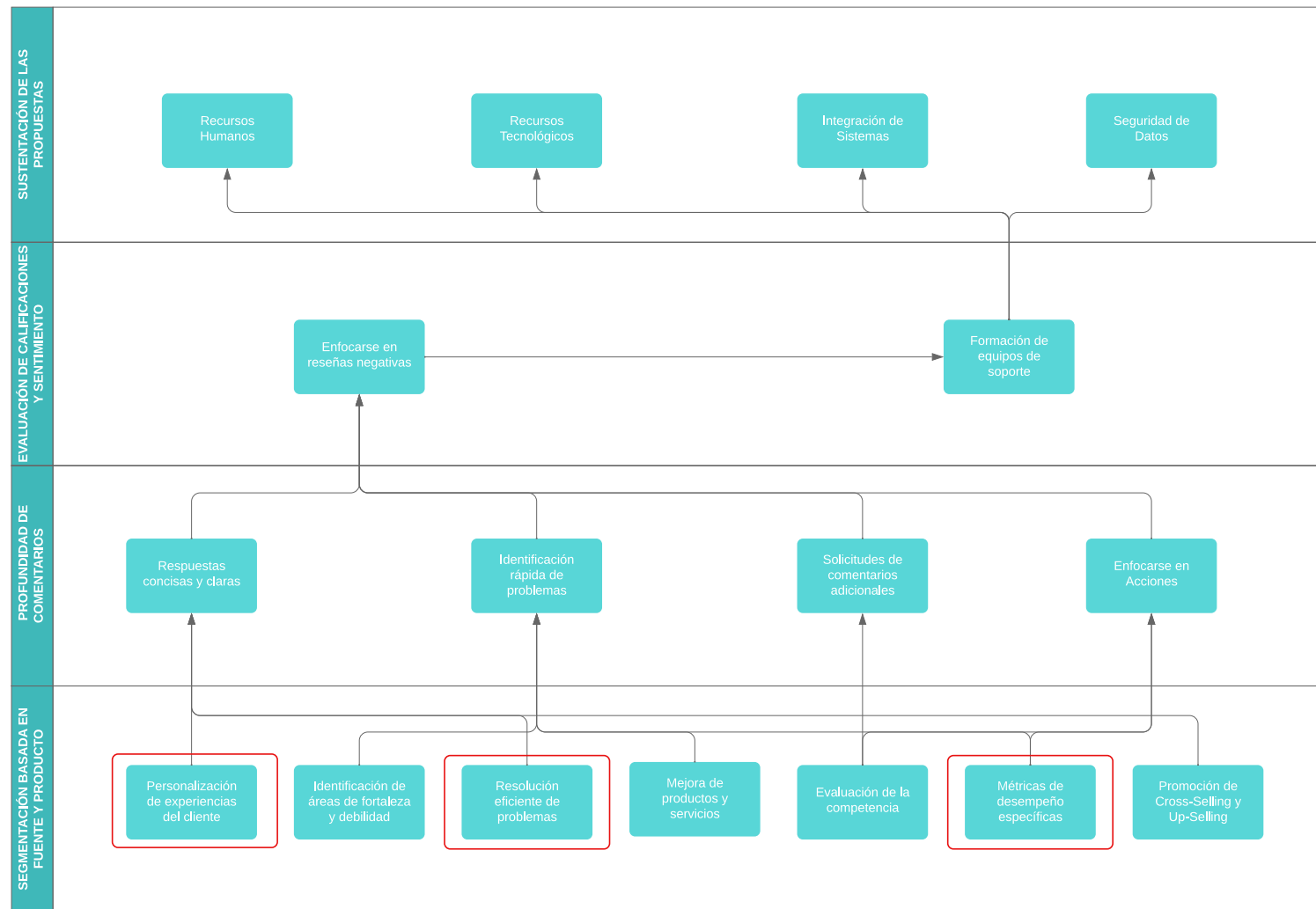


Figura 9: Esquema del flujo de transformación digital

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

De los resultados se pueden obtener las siguientes conclusiones. Se observa que la mayoría de las reseñas provienen de la tienda de aplicaciones "Google Play," indicando que la plataforma Android es la más utilizada por los usuarios para expresar sus opiniones. La longitud promedio de las descripciones de las reseñas es de aproximadamente 65.73 caracteres, y las métricas de legibilidad sugieren que los textos tienden a ser relativamente fáciles de entender. Por otro lado, las fechas de publicación de los comentarios muestran que la recopilación de opiniones se llevó a cabo durante un período de aproximadamente un año. Con la segmentación de opiniones por producto, se destaca áreas de mejora específicas para cada servicio.

Al utilizar VADER, se categorizaron las opiniones en términos de sentimiento en las bases de datos "Threads" y "Comentarios Telecomunicaciones." Las reseñas se categorizaron en términos de sentimiento negativo, neutral y positivo. Se observó una tendencia hacia opiniones más positivas a medida que aumentaban las clasificaciones, con la categoría 5 siendo la más positiva. Mientras que el análisis de sentimiento se desglosó por producto, revelando una percepción generalmente positiva en los servicios de Fibra Óptica, Internet y Telefonía Móvil.

Se evaluó el rendimiento de los modelos individuales (Regresión Logística y Random Forest) en la tarea de análisis de sentimiento, considerando métricas como precisión, recall y F1-score. También el modelo ensamblado (Voting Classifier) se desarrolló y se comparó con los modelos individuales. Como se mostró en la sección anterior la Regresión Logística como el Random Forest mostraron buen rendimiento general, cada uno con sus fortalezas y debilidades en diferentes métricas. El modelo ensamblado, que combinaba ambos modelos, logró un rendimiento sólido en todas las categorías de sentimiento, demostrando su eficacia en la clasificación de reseñas de usuarios.

Finalmente, los resultados del proyecto revelan una percepción mayormente positiva de la empresa de telecomunicaciones en las reseñas de los usuarios.

Además, se demuestra que un modelo ensamblado puede mejorar significativamente el rendimiento en la tarea de análisis de sentimiento en comparación con modelos individuales. Estos hallazgos proporcionan información valiosa que la empresa puede utilizar para comprender mejor la percepción de los usuarios y tomar decisiones estratégicas basadas en estas evaluaciones.

REFERENCIAS

- Aggarwal, S. B., Chaitanya. (2023). textstat: Calculate statistical features from text (0.7.3) [Python]. <https://github.com/shivam5992/textstat>
- Baud, R., Lovis, C., Alpay, L., Rassinoux, A. M., Scherrer, J. R., Nowlan, A., & Rector, A. (1993). Modelling for natural language understanding. Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care, 289–293.
- Faccia, A., Cavaliere, L. P. L., Petratos, P., & Mosteanu, N. R. (2022). Unstructured Over Structured, Big Data Analytics and Applications In Accounting and Management. Proceedings of the 2022 6th International Conference on Cloud and Big Data Computing, 37–41.
- Fetscherin, M., & Heinrich, D. (2014). Consumer brand relationships: A research landscape. En Journal of Brand Management (Vol. 21, pp. 366–371). Springer.
- Huddleston, J. (2023). What “Threads” Tells Us about Social Media Competition. <https://policycommons.net/artifacts/4490421/what-threads-tells-us-about-social-media-competition/5293110/>
- Iqbal, T., & Qureshi, S. (2022). The survey: Text generation models in deep learning. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 34(6, Part A), 2515–2528. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.04.001>
- Jiang, K., & Lu, X. (2020). Natural Language Processing and Its Applications in Machine Translation: A Diachronic Review. 2020 IEEE 3rd International Conference of Safe Production and Informatization (IICSPI), 210–214. <https://doi.org/10.1109/IICSPI51290.2020.9332458>

- Kang, Y., Cai, Z., Tan, C.-W., Huang, Q., & Liu, H. (2020). Natural language processing (NLP) in management research: A literature review. *Journal of Management Analytics*, 7(2), 139–172. <https://doi.org/10.1080/23270012.2020.1756939>
- Lehnert, W. G., & Ringle, M. H. (2014). *Strategies for Natural Language Processing*. Psychology Press.
- Rambocas, M., & Pacheco, B. G. (2018). Online sentiment analysis in marketing research: A review. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 12(2), 146–163. <https://doi.org/10.1108/JRIM-05-2017-0030>
- Razno, M. (2019). Machine learning text classification model with NLP approach. *Computational Linguistics and Intelligent Systems*, 2, 71–73.
- Rothman, D. (2021). *Transformers for Natural Language Processing: Build innovative deep neural network architectures for NLP with Python, PyTorch, TensorFlow, BERT, RoBERTa, and more*. Packt Publishing Ltd.
- Paaß, G., & Giesselbach, S. (2023). *Foundation Models for Natural Language Processing: Pre-trained Language Models Integrating Media*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-23190-2>
- Qiu, X., Sun, T., Xu, Y., Shao, Y., Dai, N., & Huang, X. (2020). Pre-trained models for natural language processing: A survey. *Science China Technological Sciences*, 63(10), 1872–1897. <https://doi.org/10.1007/s11431-020-1647-3>
- Sánchez-Rada, J. F., & Iglesias, C. A. (2019). Social context in sentiment analysis: Formal definition, overview of current trends and framework for comparison. *Information Fusion*, 52, 344–356. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.05.003>

Yue, L., Chen, W., Li, X., Zuo, W., & Yin, M. (2019). A survey of sentiment analysis in social media. *Knowledge and Information Systems*, 60(2), 617–663. <https://doi.org/10.1007/s10115-018-1236-4>

ANEXOS

El código se encuentra en el siguiente enlace:

https://github.com/wmmoreno88/Proyecto_MBD

