



Desarrollo de Modelo de Análisis de Sentimientos para La Encuesta de Medición de Satisfacción Laboral #YTúQuéDices en La Vicepresidencia de Talento y Cultura de Bancolombia.

Geiler David Prada Salas

Trabajo de Grados para optar al título de Ingeniero Industrial otorgado por la Universidad de Antioquia

Asesor

Elkin Orlando Vélez Sánchez, Ingeniero Industrial y Magister

Universidad de Antioquia

Facultad de Ingeniería

Pregrado

Medellín

2023

Cita

(Prada Salas, 2023)

Referencia

Prada Salas. G. D. (2023). *Desarrollo de Modelo de Análisis de Sentimientos para La Encuesta de Medición de Satisfacción Laboral #YTúQuéDices en La Vicepresidencia de Talento y Cultura de Bancolombia.*

Estilo APA 7 (2020)

2023 presencial. Universidad de Antioquia, Medellín.



Centro de Documentación Ingeniería (CENDOI)

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

Rector: John Jairo Arboleda.

Decano/Director: Julio César Saldarriaga,

Jefe departamento: Mario Alberto Gaviria Giraldo.

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Dedicatoria

A mi familia.

Este logro no habría sido posible sin el apoyo inquebrantable de ustedes, gracias por ser mi roca, por alentarme en cada paso del camino y por ser el faro de amor y comprensión en mi vida.

A mis compañeros de carrera, hemos compartido desafíos y triunfos a lo largo de esta travesía, y su amistad y colaboración han sido fundamentales en mi crecimiento académico y personal. Este trabajo de grado es también suyo, refleja el esfuerzo colectivo y el compromiso que hemos compartido. A todos ustedes, les dedico con gratitud este logro, y espero que continuemos creciendo cual sea el camino que escojamos.

Agradecimientos

Agradezco a la Universidad de Antioquia por la invaluable formación y valores que guiaron mi carrera.

A mis compañeros, su acompañamiento a lo largo de este trayecto fue un gran apoyo.

A mi asesor en el centro de práctica, su liderazgo y guía fue fundamental.

Les debo parte de este logro; sus contribuciones fueron esenciales en mi formación como ingeniero industrial.

Tabla de contenido

	Resumen	9
	Abstract	10
	Introducción	11
1	Objetivos	12
	1.1 Objetivo general	12
	1.2 Objetivos específicos.....	12
2	Marco teórico	13
3	Metodología	15
	3.1 Fuentes de datos con información pertinente sobre el bienestar laboral, cultura e identidad corporativa.....	15
	3.1.1 Tipos de bases de datos de bienestar laboral, cultura e identidad de los empleados en Bancolombia.	15
	3.1.2 Regulación sobre el manejo de la información en las bases de datos.....	16
	3.2 Herramientas estadísticas y software de analítica para generar un modelo basado en el análisis de sentimientos.	17
	3.2.1 evaluación de alternativas para la construcción del modelo de análisis de sentimientos	17
	3.3 Diseño de modelo analítico para interpretar sentimientos.	19
	3.3.1 características para implementación del algoritmo BERT a utilizar.....	19
	3.3.1 Recolección de datos para alimentar el modelo.....	19
	3.3.2 Preprocesamiento de los datos.	19
	3.3.3 construcción del modelo	20
	3.3.4 Entrenamiento del modelo	21
4	Resultados	22
5	Análisis.....	24
6	Conclusiones	26

Referencias27

Lista de tablas

Tabla 1 Resultados criterios de selección de herramienta para la construcción de modelo analítico de análisis de sentimientos.	18
Tabla 2 Métricas de desempeño del modelo entrenado	22
Tabla 3 Matriz de confusión modelo entrenado	22

Lista de figuras

<i>Figura 1 Arquitectura del flujo del modelo de análisis de sentimientos, elaboración propia.....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 2 Métricas de desempeño del modelo durante el entrenamiento.....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 3 Resultados análisis de sentimientos por pregunta.....</i>	<i>23</i>
<i>Figura 4 Sentimientos estrés por Red y Nivel de Cargo.....</i>	<i>24</i>

Siglas, acrónimos y abreviaturas

ISO	International Organization for Standardization
RRHH	Recursos Humanos
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Resumen

En el escenario empresarial actual, el entendimiento profundo de los empleados se convierte en una herramienta estratégica para mejorar la eficiencia y la cohesión organizacional. La satisfacción laboral, la cultura y la identidad corporativa son elementos clave que influyen en la dinámica interna y el éxito a largo plazo. Este proyecto fusiona las técnicas de optimización de procesos de la ingeniería industrial y el análisis de datos como herramientas para interpretar las voces internas de los empleados y transformarlas en decisiones informadas. A través del análisis de sentimientos y el aprendizaje automático, se busca descifrar patrones emocionales en las respuestas de los empleados, modelar sus perspectivas y traducirlas en estrategias. Con la implementación de un tablero de control visual, los líderes podrán tomar decisiones más ágiles y efectivas para promover el bienestar laboral y construir una cultura organizacional sólida. En última instancia, esta convergencia técnica y humana aspira a mejorar el funcionamiento de la organización mientras nutre la conexión y el compromiso de los empleados.

Palabras clave: Empleados, voces internas de los empleados, análisis de sentimientos, estrategias, bienestar laboral, cultura organizacional, ingeniería industrial.

Abstract

In the current business landscape, a deep understanding of employees becomes a strategic tool to enhance efficiency and organizational cohesion. Job satisfaction, culture, and corporate identity are key elements that influence internal dynamics and long-term success. This project combines techniques from industrial engineering process optimization and data analysis as tools to interpret employees' internal voices and translate them into informed decisions. Through sentiment analysis and machine learning, the aim is to decipher emotional patterns in employees' responses, model their perspectives, and translate them into strategies. With the implementation of a visual dashboard, leaders will be able to make more agile and effective decisions to promote employee well-being and build a strong organizational culture. Ultimately, this technical and human convergence aims to improve the organization's performance while nurturing employee connection and commitment.

Keywords: Employees, internal voices of employees, sentiment analysis, strategies, employee well-being, organizational culture, industrial engineering.

Introducción

En un entorno empresarial cada vez más orientado hacia la optimización de recursos y la mejora continua, el conocimiento profundo de los empleados se erige como un pilar fundamental. Reconociendo que la satisfacción laboral, la cultura organizacional y la identidad corporativa son aspectos vitales para el desempeño de una organización, surge la necesidad de comprender las opiniones y sentimientos de los empleados en un nivel más profundo. Este entendimiento no solo influye en la productividad y el compromiso, sino también en la formulación de estrategias que promuevan un ambiente laboral saludable y una identificación más sólida con la organización.

En este contexto, la analítica se presenta como un aliado poderoso en la Ingeniería Industrial. La capacidad de recolectar, procesar y analizar grandes volúmenes de datos permite obtener insights valiosos para la toma de decisiones informadas. Este proyecto se enfoca en aplicar precisamente esta metodología analítica en la mejora del bienestar laboral, cultura e identidad en la vicepresidencia de talento y cultura de Bancolombia.

El objetivo de este proyecto es desarrollar un modelo de aprendizaje automático basado en el análisis de sentimientos. Para lograrlo, se recopilarán datos provenientes de encuestas a empleados y se aplicarán técnicas de análisis de sentimientos para desentrañar los patrones emocionales presentes en sus respuestas. Estos resultados alimentarán la construcción de un modelo que, mediante la utilización de algoritmos y datos históricos, permitirá predecir y tomar decisiones informadas para el mejoramiento del bienestar laboral y la cultura organizacional.

La aplicación de este enfoque no solo simplifica la toma de decisiones gerenciales, sino que también contribuye al fomento de un entorno laboral más saludable y productivo. Al implementar un tablero de control visual, los líderes y gerentes podrán acceder de manera intuitiva a los análisis y predicciones generados por el modelo, permitiendo un abordaje proactivo en la gestión del bienestar y la cultura en Bancolombia.

1 Objetivos

1.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo analítico basado en el análisis de sentimientos, con el fin de mejorar la toma de decisiones respecto al bienestar laboral en la Vicepresidencia de Talento y Cultura corporativa.

1.2 Objetivos específicos

- Analizar fuentes de datos que contengan información pertinente sobre el bienestar laboral, cultura e identidad corporativa.
- Identificar las herramientas estadísticas y software de analítica pertinentes que permitan generar un modelo basado en el análisis de sentimientos, con el fin de mejorar la toma de decisiones respecto al bienestar laboral en la Vicepresidencia de Talento y Cultura.
- Diseñar un modelo analítico que interprete sentimientos inmersos en las respuestas recopiladas de la encuesta de satisfacción laboral #YTúQuéDices, para evaluar la percepción de los empleados sobre temas de cultura y bienestar laboral en la Vicepresidencia de Talento y Cultura.

2 Marco teórico

- **Análisis de Sentimientos**

El análisis de sentimientos implica la utilización de técnicas de procesamiento del lenguaje natural y aprendizaje automático para determinar la polaridad emocional de textos, lo que permite comprender actitudes y opiniones expresadas por individuos en sus comunicaciones escritas.

Autores como Fiorini y Lipsky (2012) han abordado la importancia del análisis de sentimientos como una herramienta valiosa para extraer información subyacente de las interacciones verbales, lo que puede ser útil para comprender las percepciones y reacciones de los individuos en diversas situaciones.

En este sentido, Honeycutt y Herring (2009) así como Saura et al. (2018) también han destacado cómo el análisis de sentimientos puede ser empleado para examinar las respuestas emocionales y opiniones en contextos específicos, permitiendo la identificación de tendencias y patrones que pueden ser aprovechados en la toma de decisiones.

El análisis de sentimiento posibilita la identificación de la orientación positiva, negativa o neutral con relación a un tópico concreto, un producto o servicio, una entidad o incluso una persona física, a partir de un contenido textual determinado (Boyd, 2007; Chung et al., 2017).

- **Inteligencia de Negocio**

La denominación de Inteligencia de Negocios (Business Intelligence) engloba el conjunto de enfoques, técnicas y recursos que asisten a las empresas en la toma de elecciones estratégicas. Esta disciplina facilita la vinculación entre los sistemas informativos de una entidad y la mejora de sus prácticas, productos o servicios innovadores, además de la optimización de sus procedimientos operativos (Gómez et al, 2010).

- **Power BI**

Se trata de una herramienta empleada en el contexto de Business Intelligence presentado por Microsoft, que habilita el análisis y la interconexión de vastos volúmenes de información, para luego exponerla en una forma visual mediante gráficos, diagramas y otros formatos. Esto faculta a las empresas para efectuar elecciones acertadas (Microsoft Azure, 2020).

- **Satisfacción laboral**

En el marco del proyecto, se resulta imperativo incorporar información referente a la relevancia de comprender la satisfacción laboral y el nivel de conformidad de los empleados en relación con su entorno y condiciones laborales en las empresas. Esto se debe a que el clima organizacional ha adquirido una significación crucial en la actualidad y se considera un componente esencial de la estrategia de una organización. El entendimiento del clima organizacional brinda una retroalimentación sobre los procesos que influyen en los comportamientos en el ámbito organizativo, permitiendo simultáneamente introducir modificaciones tanto en las actitudes y conductas de los miembros como en la estructura organizativa. (Juárez Adata, 2012, p. 307).

- **Dashboard**

Un Tablero de Control (Dashboard) representa una herramienta estratégica de gestión que posibilita la presentación de los datos necesarios para el logro de los propósitos de una entidad. Mediante el Dashboard, es factible condensar y estructurar la información en una forma visual que puede ser supervisada, facilitando, de este modo, la toma de decisiones en niveles gerenciales y de mando intermedio (Few, 2007).

3 Metodología

Las empresas que se preocupan por el bienestar de sus empleados crean una cultura positiva y fomentan la identidad de sus empleados, son más dadas a tener empleados con altos niveles de motivación, productividad y compromiso (Marler et al, 2017).

Luego del estudio del proceso de Análisis de las respuestas de las preguntas abiertas de la encuesta de satisfacción, se encuentra como hallazgos que inicialmente este proceso se realiza cuatro veces al año, tomando un tiempo aproximado de 80 horas distribuidas a lo largo de aproximados 15 días en total para analizar un volumen de comentarios de 4.000, desde este punto se plantea con los objetivos a continuación reducir el tiempo de análisis de comentarios y aumentar la capacidad de análisis de los mismos, esperando obtener como resultado un aumento en la eficiencia del proceso, mejorar la experiencia de los empleados involucrados en este proceso y contribuir en la transformación de la Vicepresidencia mediante el uso de nuevas tecnologías como es la Inteligencia Artificial.

Para el desarrollo de este proyecto se hizo uso de la siguiente metodología:

3.1 Fuentes de datos con información pertinente sobre el bienestar laboral, cultura e identidad corporativa.

Contar con fuentes de datos clasificadas bajo un modelo de gobierno de la información es fundamental para el control y calidad de estas (Rodríguez et. al, 2019).

3.1.1 Tipos de bases de datos de bienestar laboral, cultura e identidad de los empleados en Bancolombia.

En Bancolombia, las bases de datos relacionadas con el bienestar laboral, cultura e identidad de los empleados son variadas y se dividen en diferentes tipos según la naturaleza de la información que almacenan y como se accede a ella (Bancolombia, 2022), entre las principales bases de datos relacionadas con bienestar, cultura e identidad laboral se tiene:

- **Base de datos de Recursos Humanos (RRHH)**
Almacena información sobre fundamental sobre los empleados, como datos personales, horario laboral y detalles de beneficios.
- **Base de datos de Formación y Desarrollo**
Registra información de programas, cursos y eventos de desarrollo profesional ofrecidos a los empleados, la cual puede ser crucial para el crecimiento de la identidad corporativa y la mejora del bienestar.
- **Base de datos de encuestas de Clima Laboral**
Registra los resultados de las encuestas periódicas de clima laboral que evalúan la satisfacción de los empleados y su percepción de la cultura y la identidad organizacional.

3.1.2 Regulación sobre el manejo de la información en las bases de datos

La información es un recurso valioso que puede utilizarse para fines diversos.

En Colombia, el manejo de la información se encuentra regulado por una serie de normas que buscan garantizar el derecho a la protección de datos personales (Constitución Política de Colombia, 1991, Artículo 15), algunas de estas regulaciones son:

- **Ley de Habeas Data**
La Ley 1581 de 2012, conocida como Ley de Habeas Data, establece las normativas sobre protección de datos personales, que regula cómo se pueden, recopilar, almacenar, procesar y proteger los datos de clientes y empleados.
- **ISO 27001**
La norma ISO 27001 establece estándares internacionales para la gestión de la seguridad de la información (27001, 2022).
- **Cumplimiento de KYC (Conozca a su Cliente)**
Para prevenir el lavado de dinero y la financiación del terrorismo, los bancos están obligados a recopilar información detallada sobre sus clientes, la cual debe ser

gestionada de manera segura y en cumplimiento con las regulaciones locales e internacionales (Rajput, V. U, 2013)

3.2 Herramientas estadísticas y software de analítica para generar un modelo basado en el análisis de sentimientos.

El uso de herramientas tecnológicas para la identificación de brechas en el bienestar laboral toma mayor fuerza y permite a las organizaciones tomar acciones para la retención efectiva del talento (Sowjanya et al, 2024).

3.2.1 evaluación de alternativas para la construcción del modelo de análisis de sentimientos

La selección de la herramienta estadística adecuada para el análisis de sentimientos depende de una serie de requisitos a cumplir, para una correcta implementación considerando factores como la infraestructura tecnológica existente y la escala de operación dentro de los sistemas de Bancolombia, en la **Tabla 1** se presenta el resultado de análisis de criterios para la selección según la prueba realizada con aproximadamente 2.500 datos etiquetados con sentimientos de tipo Negativo (-1), Neutro (0) y Positivo (1) y las métricas arrojadas por cada modelo de entrenamiento en machine learning (Pedregosa, 2011).

Los modelos evaluados son los propuestos por la librería scikit-learn y sus diferentes algoritmos (Machine Learning Con Python y scikit-learn, 2020) entre los cuales están:

- Naive Bayes
Muy utilizado y da grandes resultados cuando se usa para clasificación y análisis de texto.
- Logistic Regression
Es un clasificador lineal binario en donde la variable dependiente es categórica.
- Árboles de decisión
El uso de árboles de decisión es bueno para la extracción y clasificación de texto.
- BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
modelo de atención bidireccional basado en la arquitectura de Transformers.

Herramienta / Etiqueta	Naive Bayes	Logistic Regression	BERT	Árboles de decisión
f1-score				
-1	0.31	0.31	0.88	0.06
0	0.60	0.59	0.73	0.27
1	0.84	0.84	0.77	0.74
accuracy	0.72	0.72	0.89	0.60

Tabla 1 Resultados criterios de selección de herramienta para la construcción de modelo analítico de análisis de sentimientos.

El f1-score es una métrica estadística usado comúnmente en entrenamiento de modelos de aprendizaje automático (Kuzhippallil et al, 2020) para evaluar el rendimiento de un algoritmo de clasificación, esta métrica combina la precisión y la exhaustividad en una sola medida (Dua et al, 2019).

La precisión se define como el número de verdaderos positivos divididos por la suma de verdaderos positivos y falsos positivos. Lo que traduce la capacidad de etiquetar correctamente las instancias positivas (Dua et al, 2019).

La exhaustividad se define como el número de verdaderos positivos dividido por la suma de ellos y falsos negativos. Lo que habla de la habilidad del algoritmo para capturar todas las instancias positivas (Dua et al, 2019).

A partir de los resultados obtenidos el modelo más balanceado y con un mayor porcentaje de precisión es el algoritmo de BERT con una precisión del 89%, es decir, aproximadamente, 8 de cada 10 comentarios son predichos correctamente en el sentimiento que expresan (Dua et al, 2019).

3.3 Diseño de modelo analítico para interpretar sentimientos.

Una vez se sabe cuál será el algoritmo que se usará para entrenar el modelo de análisis de sentimientos, en este caso un modelo BERT, se debe seleccionar uno acorde a nuestras necesidades específicas.

3.3.1 características para implementación del algoritmo BERT a utilizar

Basado en los estudios realizados (Chang et al., 2020; El-Geish, 2020; Gao et al., 2019; L. Su et al., 2019; Liu et al., 2019; Vinod et al., 2020; Yang et al., 2020; Zeng et al., 2020; Zhou et al., 2020)

El funcionamiento de los modelos BERT cuenta con las siguientes características:

- Es posible desarrollarlo usando los frameworks de PyTorch y TensorFlow.
- Dependiendo de cuál de estos se utilice, se puede utilizar el lenguaje de programación C++ (Tensorflow) o Python (Tensorflow y PyTorch).
- Está dividido en una fase de preentrenamiento previo con grandes cantidades de datos sin etiquetar y un ajuste o afinamiento con datos etiquetados para la tarea específica.

En los artículos estudiados se confirma que mayormente se utiliza Python como lenguaje de programación junto con PyTorch (Bruke Mammo, Praveer Narwelkar, 2018).

3.3.1 Recolección de datos para alimentar el modelo.

En la exploración de las bases de datos de encuestas sobre cultura, bienestar laboral e identidad en Bancolombia, se recolectaron unos 15.000 datos para entrenar y evaluar el modelo etiquetados y codificados en las categorías de sentimientos que son: Positivos, Negativos y Neutros en una línea temporal entre el año 2021 y 2023, estos datos se almacenan en formato CSV en un archivo de Excel, para cargarlos desde allí con columnas Correo, Comentario, Sentimiento para leerlos.

3.3.2 Preprocesamiento de los datos.

Desde aquí se empieza a construir el modelo, el cual es preentrenado en un gran corpus de datos en este caso para el idioma español, usando una variación del modelo BERT original (Devlin et al., 2018).

Los datos fueron tomados sin procesar, por lo que se construye una función por la cual pasaran los datos para remover todos los caracteres especiales, como tildes, acentos, guiones, etc. Para que estos no hagan ruido en el desempeño del modelo (Devlin et al., 2018).

Una vez preparados los datos, se deben normalizar para que estos puedan ser procesados por el algoritmo del modelo teniendo algunas consideraciones, tales como:

1. Agregar tokens especiales al inicio de cada comentario y al final de este.

[SEP]: token especial que se agrega al final de cada oración.

[CLS]: En tareas de clasificación de texto, se debe poner al inicio el token especial [CLS].

Un ejemplo de esto podría ser “[CLS] El bienestar de los empleados es importante [SEP]”.

2. Se debe truncar y rellenar los comentarios a una extensión constante.

Por lo general, las frases o comentarios tendrán diferentes longitudes, y dado que Bert tiene restricciones, todas las oraciones deben ser de la misma longitud y truncadas si superan el límite de Bert o rellenadas si son más cortas que la longitud que espera Bert. El número máximo de tokens que admite un modelo Bert es 512 tokens. El relleno (en los casos en que sea necesario) se hará con un token especial [PAD] (López Condori, et al., 2021).

Un ejemplo de esto podría ser:

“[CLS] El bienestar de los empleados es importante [SEP] [PAD] [PAD] [PAD] ... [PAD]”
rellenando el número de tokens restante con el token [PAD] hasta completar el número fijo de tokens que espera el modelo.

3.3.3 construcción del modelo

Luego de hacer la preparación de los datos, se realiza la construcción del modelo, se hace el cargue del modelo BERT pre entrenado y se ajusta junto a la capa para la tarea de análisis de sentimientos buscando prevenir el sobreajuste (López Condori, et al., 2021). Finalizando se debe convertir las etiquetas en una forma codificada para que puedan ser recibidas por el modelo, lo que permite obtener el modelo entrenado en comentarios con etiquetas Negativa, Neutra o Positiva prediciendo etiquetas para nuevos comentarios.

La **Figura 1** describe el flujo que sigue el modelo de análisis de sentimientos.

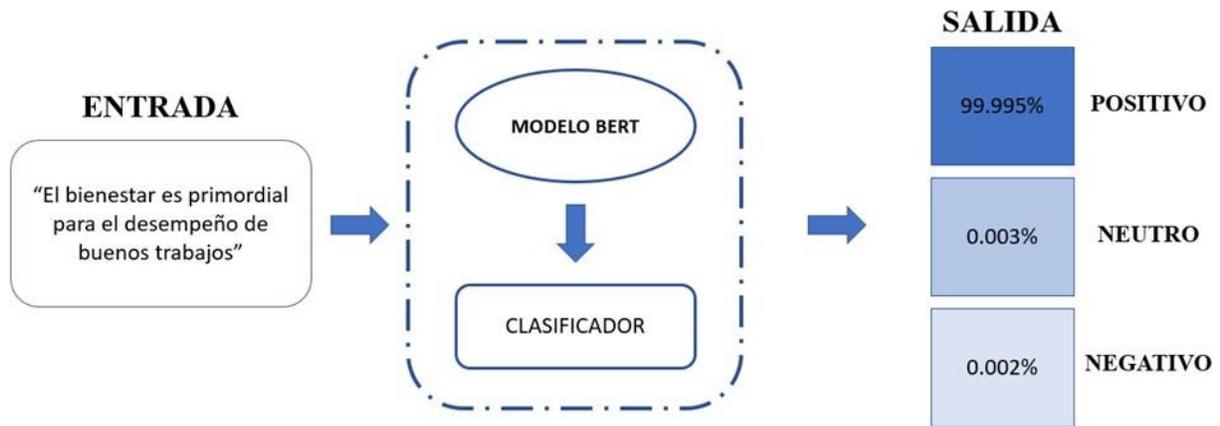


Figura 1 Arquitectura del flujo del modelo de análisis de sentimientos, elaboración propia.

3.3.4 Entrenamiento del modelo

Es necesario definir algunos parámetros para realizar el entrenamiento del modelo, según la definición de BERT (Devlin et al., 2018), estos parámetros son:

- Tamaño del lote (batch size) = 12
- Tasa de aprendizaje (learning ratio) = $1e-4$
- Longitud de secuencia máxima = 125
- Épocas (Epoch) = 3

En la Figura 2 se observa el rendimiento del modelo en la etapa de entrenamiento.

```

learner.fit_onecycle(1e-4, 3)

begin training using onecycle policy with max lr of 0.0001...
Epoch 1/3
35/35 [=====] - 326s 9s/step - loss: 0.6454 - accuracy: 0.7702 - val_loss: 0.3616 - val_accuracy: 0.8544
Epoch 2/3
35/35 [=====] - 291s 8s/step - loss: 0.2404 - accuracy: 0.9169 - val_loss: 0.3870 - val_accuracy: 0.8738
Epoch 3/3
35/35 [=====] - 274s 8s/step - loss: 0.0450 - accuracy: 0.9927 - val_loss: 0.4187 - val_accuracy: 0.8641

```

Figura 2 Métricas de desempeño del modelo durante el entrenamiento.

4 Resultados

El tamaño del set de datos utilizado para entrenar el modelo es de aproximadamente 15.000 comentarios etiquetados con su respectivo sentimiento, de los cuales 4.695 son Neutros, 4.717 son Positivos y 4.762 son Negativos garantizando un correcto balanceo, es decir, que no haya más número de negativos o positivos o neutros que puedan sesgar al modelo.

En la **Tabla 2** se muestra los resultados obtenidos durante la validación del modelo para cada uno de los sentimientos en las métricas de F1-score y accuracy.

Sentimiento	Precision	Recall	f1-score
Positivo	0.87	0.82	0.84
Negativo	0.73	0.86	0.79
Neutro	0.97	0.90	0.94
accuracy			0.86

Tabla 2 Métricas de desempeño del modelo entrenado

En la **Tabla 3** se muestra la matriz de confusión del modelo entrenado a partir de un set de datos de muestra nuevos, recolectados de la encuesta en el periodo del 2023.

	Positivo	Negativo	Neutro	support
Positivo	27	6	0	33
Negativo	3	24	1	28
Neutro	1	3	38	42

Tabla 3 Matriz de confusión modelo entrenado

La columna support contiene el total de datos utilizados para realizar la validación del modelo con datos nuevos donde el porcentaje de confusión para cada tipo de sentimiento es bajo en proporción.

A nivel del proceso directamente, se logra cumplir con la meta a través del desarrollo de los objetivos propuestos, inicialmente una disminución del tiempo de análisis de los comentarios de 80 horas aproximadas distribuidas en un intervalo de tiempo de 15 días, al igual que un aumento en la capacidad de procesamiento de análisis de comentarios, pudiendo a través del modelo propuesto ya entrenado analizar alrededor de 12.000 comentarios en un promedio de tiempo de 40 minutos, categorizando los comentarios en su respectivo sentimiento, pudiendo alimentar un tablero de control en Excel con los resultados obtenidos, la figura 3 muestra el tablero construido a partir de los datos arrojados por el modelo, complementado con información demográfica de las respuestas.



Figura 3 Resultados análisis de sentimientos por pregunta

Para la prueba del modelo se le pasó las respuestas a la encuesta del año 2023 de los diferentes pulsos de esta, respuestas con las que no tuvo interacción durante el entrenamiento el modelo, obteniendo los siguientes resultados:

Carga: ¿Mi carga de trabajo corresponde con el tiempo que dispongo para realizarla?

Positivo: 58%

Neutro: 12%

Negativo: 30%

Armonía: ¿En esta organización es posible tener armonía entre lo personal y lo laboral?

Positivo: 87%

Neutro: 6%

Negativo: 7%

Estrés: ¿Cómo calificarías el nivel de estrés que sientes en tu trabajo?

Positivo: 12%

Neutro: 39%

Negativo: 49%

Se aprecia que el modelo predice contextualmente para cada pregunta de forma muy acertada según el análisis de las antropólogas encargadas del proceso, generando información valiosa para las demás fases del proceso de análisis de respuestas a la encuesta.

5 Análisis

En la **Tabla 2** vemos que la precisión en los comentarios negativos es menor a la precisión para los comentarios positivos y neutros, sin embargo, el porcentaje de precisión sigue estando por encima del 70% lo que comparado con los resultados de los demás modelos en general sigue siendo muy bueno.

En la **Tabla 3** en la Matriz de Confusión se analiza la precisión del modelo para predecir correctamente donde se le pasan 33 comentarios positivos, de los cuales logra predecir correctamente 27, donde confunde 6 como negativos y 0 como neutros, para los negativos confunde 4 comentarios, 3 como positivos y 1 como neutro vemos que en general hay un porcentaje de mejora en los resultados obtenidos.

Los tiempos de ejecución del modelo entrenado hablan de las capacidades que tiene el mismo, dado que se logra procesar aproximadamente 4.000 comentarios en un promedio de 12 minutos.

En la figura 4 se muestran resultados de sentimientos para la pregunta de estrés visto por Niveles de Cargo y Equipos Comerciales y Administrativos.

96						
97 Sentimiento Estrés por Red y Nivel de Cargo						
98		ALTA DIRECCION	ESTRATEGICO	MEDIO	OPERATIVO	PROFESIONAL
99 ■ FUERA DE SUCURSALES						
100	Negativo	52		371	460	1316
101	Neutro	72		327	444	1210
102	Positivo	18		73	152	321
103 ■ RED DE SUCURSALES						
104	Negativo			129	1302	274
105	Neutro			78	722	192
106	Positivo			23	331	47
107	Total general	142		1001	3411	3360
108						

Figura 4 Sentimientos estrés por Red y Nivel de Cargo.

Vemos que para los equipos administrativos o fuera de la red de sucursales los sentimientos negativos se agrupan mayormente en los cargos de nivel profesional, y para los cargos Comerciales o de la red de sucursales los sentimientos negativos se agrupan mayormente en los cargos

Operativos. Lo que permite empezar a tener grupos focalizados para intervenir a partir de estrategias frente al bienestar laboral desde el estrés y la cultura.

6 Conclusiones

En el contexto de la constante evolución de los entornos laborales y la importancia crucial que se otorga al bienestar, la cultura corporativa y la identidad organizacional entre las principales conclusiones durante el desarrollo del proyecto se tienen:

- En la fase de análisis de fuentes de datos se logró identificar una variedad de información relevante para comprender el estado actual del bienestar laboral, generando una base sólida sobre la cultura organizacional y la identidad corporativa desde cómo se comporta la cultura en los diferentes países donde tiene presencia Bancolombia, hasta las fuentes de información de empleados, su gobierno y disposición en la Vicepresidencia de Talento y Cultura.
- La identificación de herramientas estadísticas y software de analítica específicos fue un paso crucial en el proceso. Al seleccionar las herramientas adecuadas desde los algoritmos de Machine Learning y estadística como Bert, Logistic Regression, Neivy Bayes, Arboles de decisión, estableció la infraestructura necesaria para la creación del modelo de análisis de sentimientos usando métricas de medición estándares como la accuracy y el F1-Score. Esto allana el camino para una toma de decisiones más informada en la gestión del bienestar laboral.
- En la fase de diseño del modelo analítico para interpretar sentimientos en las respuestas recopiladas de la encuesta #YTúQuéDices, se creó una herramienta valiosa para evaluar la percepción de los empleados sobre cultura y bienestar laboral. Este modelo proporcionó insights profundos, permitiendo al equipo de antropología abordar áreas específicas de mejora basadas en las opiniones y experiencias de los empleados a partir de la identificación de focos de intervención usando el modelo, lo que generó reducciones en el tiempo de análisis y aumento en la capacidad de procesamiento por encuesta en un aproximado del 90% del tiempo pasando de 80 horas de procesamiento a aproximadamente 1 hora de procesamiento.

Referencias

- 27001, I. (2022). *Certificación ISO*. Obtenido de <https://www.nqa.com/esco/certification/standards/iso-27001-2022>.
- Bancolombia. “¿Qué Es La Cultura YCuál Es Su Relevancia Para Las Empresas?” Bancolombia, 29 Apr. 2022, www.bancolombia.com/empresas/capital-inteligente/especiales/generacion-consciente/cultura-habilitador-estrategia-y-proposito-empresas-conscientes
- Bruke Mammo, Praveer Narwelkar, R. G. (2018). *Towards Evaluating the Complexity of Sexual Assault Cases with Machine Learning*. 1–25.
- Chang, D., Hong, W. S., Taylor, R. A. (2020). *Generating contextual embeddings for emergency department chief complaints*. *JAMIA Open*, 3(2), 160–166
- CONSTITUCIÓN POLÍTICA de COLOMBIA 1991.
- Dua, D. and Graff, C. (2019). *UCI Machine Learning Repository* [<http://archive.ics.uci.edu/ml>]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). *Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- El-Geish, M. (2020). *Gestalt: a Stacking Ensemble for SQuAD 2.0*. <http://arxiv.org/abs/2004.07067>
- Gao, Z., Feng, A., Song, X., Wu, X. (2019). *Target-dependent sentiment classification with BERT*. *IEEE Access*, 7, 154290154299. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2946594>
- Gómez, A. A. R., & Bautista, D. W. R. (2010). Inteligencia de negocios: Estado del arte. *Scientia et technica*, 1(44), 321-326.
- Kuzhippallil, M. A., Joseph, C., & Kannan, A. (2020, March). *Comparative analysis of machine learning techniques for indian liver disease patients*. In *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)* (pp. 778-782). IEEE.
- L. Su, Guo, J., Fan, Y., Lan, Y., Cheng, X. *Controlling Risk of Web Question Answering*. SIGIR 2019 – Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Re-search and Development in Information Retrieval, 115–124. <https://doi.org/10.1145/3331184.3331261>
- Liu, H., Perl, Y., Geller, J. (2019). *Transfer Learning from BERT to Support Insertion of New Concepts into SNOMEDCT*. *AMIA ... Annual Symposium Proceedings*. AMIA Symposium, 2019, 1129–1138.
- López Condori, Juan José, & Gonzales Saji, Freddy Orlando. (2021). *Análisis de sentimiento de comentarios en español en Google Play Store usando BERT*. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 29(3), 557-563. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052021000300557>
- Machine Learning con Python y Scikitlearn*. (2020). Cienciadedatos.net. https://cienciadedatos.net/documentos/py06_machine_learning_python_scikitlearn
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR Analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 3-26.

- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2011). *Scikit-learn: Machine learning in Python. the Journal of machine Learning research*, 12, 2825-2830.
- RODRÍGUEZ, M. R., & VILLADA, F. H. O. (2019). Plan de gestión de calidad de datos para mejorar la oportunidad y pertinencia de la información de la oferta institucional en la dirección de apropiación del ministerio tic.
- Sowjanya, M., & Dubey, A. (2024). *Deep Learning Sentimental Analysis of Perceived Job Insecurity and its Impact on Workplace Happiness among Indian IT Employees*. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(1s), 663-675.
- Vinod, P., Safar, S., Mathew, D., Venugopal, P., Joly, L. M., George, J. (2020, June 1). *Fine-tuning the BERTSUMEXT model for clinical report summarization*. *2020 International Conference for Emerging Technology, INCET 2020*.<https://doi.org/10.1109/INCET49848.2020.9154087>
- Yang, X., Zhang, H., He, X., Bian, J., Wu, Y. (2020). Extracting family history of patients from clinical narratives: Exploring an end-to-end solution with deep learning models. *JMIR Medical Informatics*, 8(12).<https://doi.org/10.2196/22982>
- Zeng, K., Pan, Z., Xu, Y., Qu, Y. (2020). An ensemble learning strategy for eligibility criteria text classification for clinical trial recruitment: Algorithm development and validation. *JMIR Medical Informatics*, 8(7).<https://doi.org/10.2196/17832>
- Zhou, Y., Yang, Y., Liu, H., Liu, X., Savage, N. (2020). *Deep Learning Based Fusion Approach for Ha-te Speech Detection*. *IEEE Access*, 8, 128923–128929.<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.300924486>