

**LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y
Humanidades, Asunción, Paraguay.**

ISSN en línea: 2789-3855, 2025, Volumen VI

Análisis de sentimientos en artículos sobre técnicas de visualización de datos para comunicar *insights* efectivamente en la gestión empresarial

Sentiment analysis in articles on data visualization techniques
to effectively communicate insights in business management

Ambar Nicole Flores Bastidas

ambar.floresb@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0004-8693-0651>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

David Arquimede Martillo Caicedo

david.martilloc@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0004-6833-3124>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

Katty Nancy Lino Castillo

katty.linoc@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-0345-3246>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

DOI: <https://doi.org/10.56712/latam.v6i3.3986>

Artículo recibido: 12 de mayo de 2025

Aceptado para publicación: 26 de mayo de 2025.

Conflictos de Interés: Ninguno que declarar.


Redilat
Red de Investigadores
Latinoamericanos

NÚMERO

DOI: <https://doi.org/10.56712/latam.v6i3.3986>

Análisis de sentimientos en artículos sobre técnicas de visualización de datos para comunicar *insights* efectivamente en la gestión empresarial

Sentiment analysis in articles on data visualization techniques to effectively communicate insights in business management

Ambar Nicole Flores Bastidas

ambar.floresb@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0004-8693-0651>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

David Arquimede Martillo Caicedo

david.martilloc@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0004-6833-3124>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

Katty Nancy Lino Castillo

katty.linoc@ug.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-0345-3246>
Universidad Estatal de Guayaquil
Guayaquil – Ecuador

Artículo recibido: 12 de mayo de 2025. Aceptado para publicación: 26 de mayo de 2025.
Conflictos de Interés: Ninguno que declarar.

Resumen


Este estudio aborda la visualización de datos como una herramienta fundamental en la gestión empresarial para interpretar y comunicar información compleja de forma eficaz. Se aplicó un análisis de sentimientos mediante una red neuronal implementada en Google Colab, utilizando Python para el procesamiento y análisis de datos. La investigación se centró en resúmenes de artículos relacionados con visualización de datos y técnicas de comunicación efectiva en el ámbito empresarial, sometidos a una revisión y depuración sistemática. Los resultados se presentaron mediante tres representaciones gráficas: una nube de palabras para identificar términos frecuentes, una matriz de confusión para evaluar la precisión del modelo y un gráfico lineal que reflejó la evolución de los datos analizados. Estas visualizaciones facilitaron la segmentación de los artículos más relevantes conforme a los objetivos del estudio. Los hallazgos evidencian que esta metodología no solo mejora la selección de literatura pertinente, sino que también fortalece la toma de decisiones al priorizar aquellos trabajos que abordan el tema con mayor claridad y exactitud. Este enfoque integrado combina técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural con herramientas visuales, proporcionando una solución eficaz para la gestión de información en entornos empresariales complejos.

Palabras clave: red neuronal, comunicación efectiva, gestión empresarial, python, google colab

Abstract

This study addresses data visualization as a fundamental tool in business management to interpret and communicate complex information effectively. A sentiment analysis was applied using a neural network implemented in Google Colab, using Python for data processing and analysis. The research focused on abstracts of articles related to data visualization and effective data visualization and effective communication techniques in the business environment, reviewed and effective communication techniques in the business environment, subjected to a systematic review and debugging. The results were presented using three graphical representations: a word cloud to identify frequent terms, a confusion matrix to assess the accuracy of the model, and a line graph to identify the accuracy of the model, and a line graph reflecting the evolution of the data analyzed. These visualizations facilitated the segmentation of the most relevant articles according to the objectives of the study. The findings show that this methodology not only improves the selection of relevant literature, but also strengthens decision making by prioritizing those papers that address the topic with greater clarity and accuracy. This integrated approach combines advanced natural language processing techniques with visual tools, providing an effective solution for information management in complex business environments.

Keywords: neural network, effective communication, business management, python, google colab

Todo el contenido de LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades, publicado en este sitio está disponibles bajo Licencia Creative Commons. 

Cómo citar: Flores Bastidas, A. N., Martillo Caicedo, D. A., & Lino Castillo, K. N. (2025). Análisis de sentimientos en artículos sobre técnicas de visualización de datos para comunicar insights efectivamente en la gestión empresarial. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades* 6 (3), 766 – 781. <https://doi.org/10.56712/latam.v6i3.3986>

INTRODUCCIÓN

La visualización de datos ha emergido como una disciplina fundamental en el ámbito de la gestión empresarial, desempeñando un papel crucial en la interpretación y comunicación de información compleja. A medida que las organizaciones enfrentan un aumento exponencial en la generación de datos, la capacidad de presentar esta información de manera clara y comprensible se ha vuelto esencial para la toma de decisiones informadas. Desde los gráficos pioneros desarrollados por William Playfair en el siglo XVIII, que introdujeron conceptos básicos como los gráficos de barras y líneas, hasta las sofisticadas herramientas actuales como Tableau y Power BI, la evolución de la visualización de datos ha estado marcada por un constante avance tecnológico y un creciente reconocimiento de su importancia en el análisis de información. Ante este panorama, surge la necesidad de evaluar de manera sistemática la efectividad de las diferentes técnicas de visualización de datos en la comunicación empresarial.

En particular; se plantea que, las técnicas interactivas resultan significativamente más efectivas para comunicar insights complejos comparadas con las técnicas estáticas, especialmente entre audiencias con diversos niveles de experiencia. La interactividad en las visualizaciones permite a los usuarios explorar los datos de manera más profunda, facilitando una comprensión más rica y matizada. Según (Heer & Shneiderman, 2012); las visualizaciones interactivas permiten a los usuarios manipular los datos, aplicar filtros y realizar exploraciones dinámicas, lo que no solo mejora la comprensión, sino que también fomenta un aprendizaje más activo. Esto es especialmente relevante en contextos donde los datos son complejos o multidimensionales, ya que permite a los usuarios descubrir patrones y relaciones que podrían no ser evidentes a través de representaciones estáticas.

El análisis de sentimiento, también conocido como minería de opiniones, se dedica a identificar, extraer, examinar y categorizar las actitudes, opiniones y comentarios que los usuarios publican en diversas plataformas digitales como Facebook, Twitter, LinkedIn, foros, microblogs, entre otros. Estos datos son procesados mediante la aplicación conjunta de algoritmos de aprendizaje automático, técnicas de minería de datos, minería web y minería de textos (Agarwal & Mittal, 2016), con el propósito de determinar la orientación emocional del mensaje, ya sea positiva, negativa o neutral (Haddi, Liu, & Shi, 2013)

No obstante, es crucial reconocer que, a pesar del entrenamiento exhaustivo, la efectividad de los resultados del Análisis de Sentimientos nunca alcanzará una precisión del 100%. Esta limitación inherente se debe a la ausencia de una herramienta completamente precisa para indagar en la subjetividad intrínseca del lenguaje humano.

Lo esencial del Análisis de Sentimientos es el reconocimiento de las emociones y su tipo de polaridad; las emociones se enfocan en extraer un grupo de etiquetas de "emoción" para así poder ver en cuál de ellas se encuentra los comentarios, frases, palabras etc. La segunda es un tipo de clasificación binaria con resultados que se ven en "positivo y "negativo"; se consideran tres tipos de enfoques principales para realizar el Análisis de Sentimientos (Cambria, 2016)

Técnicas basadas en conocimiento: El texto se clasifica en grupos donde utilizan léxicos preexistentes u otras bases de conocimiento probabilístico que son ya entrenadas a partir de corpus lingüísticos.

Métodos estadísticos: Tiene formatos como las máquinas de soporte vectorial y el aprendizaje profundo, son ampliamente usados para la clasificación de los textos

Enfoques híbridos: Combina los dos anteriores

Para la realización del análisis de sentimiento en este trabajo, se construyó una base de datos a partir de los resúmenes de artículos científicos seleccionados en el campo de las Técnicas de Visualización

de Datos para la Comunicación Efectiva de Insights en la Gestión Empresarial. La elección de estos resúmenes, definidos por su concisión, objetividad y capacidad para destacar la información clave de un artículo, se fundamenta en su pertinencia para obtener un corpus lingüístico especializado y relevante para el análisis propuesto.

METODOLOGÍA

El desarrollo de este proyecto se apoya en Google Colaboratory (Colab), un servicio gratuito que permite ejecutar y desarrollar código Python en el navegador (PlaysDev, 2024). Esta herramienta facilita la conexión y el montaje de los archivos donde reside la información, además de integrar las librerías requeridas por la aplicación. El proyecto también utiliza Python, un lenguaje de programación libre y gratuito, con amplias aplicaciones (Europea, Universidad Europea, 2023), para llevar a cabo el análisis de sentimiento propuesto.

Fase 1: Construcción y Preparación del Corpus:

De acuerdo con el tema se encontró una cantidad de 100 artículos en diferentes idiomas, pero se recopiló un corpus de 18 resúmenes de artículos científicos en español cargados desde el OneDrive, donde todos estaban enfocados en Técnicas de Visualización de Datos para la Comunicación Efectiva de Insights en la Gestión Empresarial. Los artículos fueron publicados entre 2019 al 2024 los mismos que abordan temáticas como el uso de Excel en la analítica empresarial, la inteligencia estratégica, plataformas de visualización de datos, tableros automatizados, técnicas de visualización en la compresión de datos entre otros. Se creó un archivo "csv" en un Dataframe que son secciones bidimensionales formadas por filas y columnas, que permiten sobresalir las relaciones entre las diferentes variables de la serie de datos (Science D. , 2024). Dentro de todo esto se seleccionó solo el campo Abstract/Resumen de los artículos, donde también usamos el título, autores, año para poder identificar mejor de qué artículo se extraía la información que al final se guardó en un archivo tipo CSV para su uso.

Limpieza y Preprocesamiento de datos

Para preparar el corpus para el Análisis de Sentimientos, se aplicaron diversas técnicas de limpieza de datos. Además, se incluyó detalles para un mejor procesamiento como convertir todas las palabras a minúsculas, eliminar dígitos, signos de puntuación, espacios en blanco y palabras comunes como preposiciones, a esto también se lo conoce como las "stop_words" o palabras vacías, son términos que no son registrados por los robots de Google debido a que no aportan un significado específico al contenido (Arimetrics, 2024). Además, se usó técnica de tokenización que se puede definir como el proceso de segmentar un texto en partes más pequeñas llamadas "tokens"; que pueden ser palabras, subpalabras o caracteres (Merino Ulizarna, 2023). para el NLTK corpus de las palabras.

Fase 2: Entrenamiento y Validación del modelo de Análisis de Sentimiento

El análisis de sentimientos es una técnica del procesamiento de lenguaje natural que busca identificar y extraer emociones y opiniones de textos. En los últimos años, el uso de redes neuronales ha mejorado significativamente la precisión de este análisis. Por ejemplo, (Reyes Paredes, 2020), desarrolló un modelo basado en la red neuronal Long Short-Term Memory (LSTM) para evaluar cómo las noticias positivas influyen en el estado de ánimo de las personas. Así mismo, (Zarate Calderon, 2022) exploró el uso de redes neuronales recurrentes para analizar sentimientos en medios periodísticos y redes sociales, resaltando la eficacia de estas técnicas en la clasificación de polaridades en textos en español. Más recientemente, (Salgado Reyes & Trujillo Moreno, 2024), aplicaron técnicas de procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático para analizar opiniones y sentimientos en datos de redes sociales, enfatizando la importancia de adaptar continuamente los modelos a las

dinámicas lingüísticas y culturales cambiantes. Estos estudios evidencian el papel crucial de las redes neuronales en el avance del análisis de sentimiento en diversos contextos.

Tras aplicar las técnicas de limpieza de datos y preparar el corpus, se procedió a realizar un análisis de sentimiento de tipo Polaridad. Este análisis, busca determinar si los datos textuales expresan un sentimiento positivo o negativo. Los investigadores usan herramientas de análisis de sentimiento para obtener con claridad y contexto los mensajes transmitidos a través de palabras y así determinar lo más significativo (Stewart, 2025). Además, se toma en cuenta que se usa para extraer y poder identificar el contenido emocional de los datos en este caso de texto, puede ser comentarios escritos, artículos de noticias o investigaciones, tipos de encuestas, publicaciones en redes sociales. Cada resumen fue sometido a un análisis donde se pudo verificar su polaridad emocional (positiva, negativa o neutral). Para ello se utilizó un modelo preexistente de análisis de sentimientos que asigna valores numéricos a la polaridad del texto.

- Valores positivos indican un sentimiento favorable.
- Valores negativos reflejan un sentimiento desfavorable.
- Valores cercanos a cero se consideran neutrales.

Aunque no se realizó un entrenamiento del modelo desde cero, se aplicó un modelo ya entrenado para la clasificación y de acuerdo con esto la red identifica que tipo de artículos de acuerdo con sus partes Abstractas son más positivos, negativos o neutrales, mientras más información se le otorgue va a poder entrenarse con mejor exactitud.

Fase 3: Análisis y Clasificación de Sentimientos en los Resúmenes

En esta fase, cada resumen fue procesado por el modelo de análisis de sentimientos para determinar la polaridad de los artículos en base a los resúmenes y así al final poder seleccionar cuales son más acordes al tema. Pero también se identificó cuáles pueden ser de tema neutral y otros que no se apegaban a lo necesitado. Se interpretaron los resultados en el contexto de los temas abordados en los artículos, buscando patrones y tendencias en la percepción emocional sobre las Técnicas de Visualización de Datos para la Comunicación Efectiva de Insights en la Gestión Empresarial.

Fuentes e Instrumentos

En la evaluación de los diferentes artículos recopilados, se llevó a cabo un análisis de sentimientos utilizando el lenguaje Python y la librería NLTK (Natural Language Toolkit). Esta herramienta permitió identificar y clasificar el grado de polaridad de cada documento en positivo, negativo o neutral. Antes de aplicar el análisis, se realizó una revisión minuciosa de los textos para corregir errores tipográficos y asegurar la consistencia en el formato, siguiendo un protocolo de preprocesamiento de datos.

Para el análisis se utilizó la red preestablecida llamada VADER que significa en siglas (Balance Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), pertenece a un tipo de análisis de sentimiento que está constituido por léxicos de palabras relacionadas en sentimientos y que tiene reglas que son sensibles a la polaridad (positiva/negativa) como a la intensidad de sentimientos. Es especialmente útil para analizar tipos de expresiones sobre redes sociales, textos informales, pero también se lo utiliza con textos de otros dominios (Hutto & Gilbert, 2014). Se uso VADER porque puntúa de forma polarizada en tres partes, positivo, negativo y neutral, además de la intensidad de la polaridad como una puntuación compuesta que en otros casos como por ejemplo la red preestablecida BERT donde si bien es un aprendizaje más profundo y se necesita mayores recursos, pero asigna uno de cinco sentimientos que son: Muy Negativo, Negativo, Neutral, Positivo o Muy Positivo (Medium, 2024). De acuerdo con esto nos basamos y se eligió VADER por su parte más sencilla y directo con la polaridad por la forma de los resultados que necesitamos en la investigación.

RESULTADOS

Los resultados derivados del análisis de sentimientos realizado se agruparon en tres categorías principales:

Sentimientos positivos (Intensidad): Representados por dos artículos con puntuaciones superiores a cero (0.025 y 0.200).

Sentimientos negativos (Intensidad): Incluyen dos artículos con puntuaciones negativas (-0.025 y -0.800).

Sentimientos neutrales (Intensidad): Un artículo con puntuación igual a cero.

Por ejemplo, el artículo titulado "Tableros y gráficos automatizados: un enfoque práctico" obtuvo el puntaje más bajo (-0.800), indicando una percepción marcadamente negativa. En contraste con el artículo "Plataformas de visualización de datos e indicadores empresariales" que alcanzó el valor más alto (0.200), reflejando una percepción positiva. Estos datos permiten identificar patrones en la recepción emocional de los temas abordados y podrían ser útiles para ajustar la presentación o enfoque de futuros trabajos.

Tabla 1

Datos de Distribución de frecuencia obtenidos (10 palabras mas comunes en resúmenes)

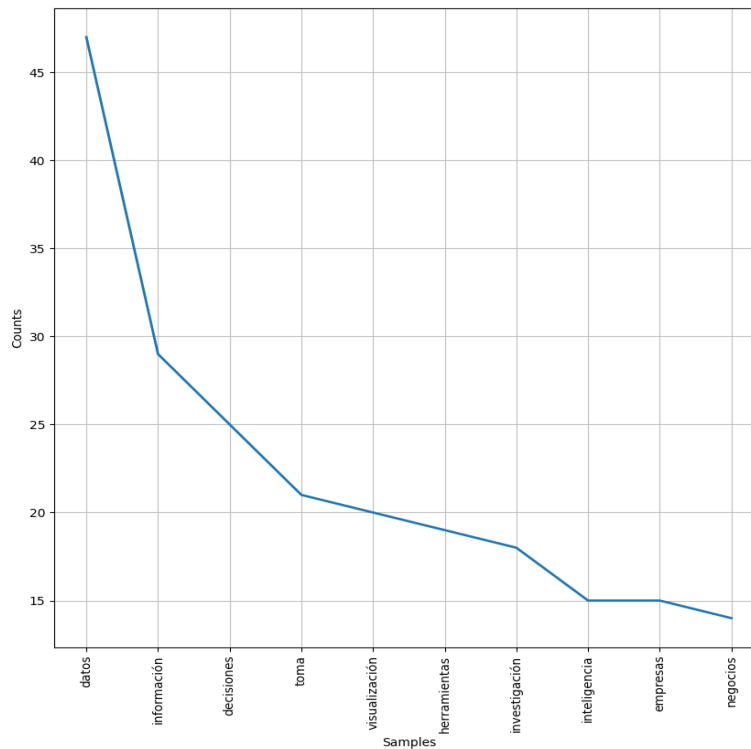
Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

No	Palabras	Frecuencia
1	Datos	47
2	Información	29
3	Decisiones	25
4	Toma	21
5	Visualización	20
6	Herramientas	19
7	Investigación	18
8	Inteligencia	15
9	Empresas	15
10	Negocios	14

Gráfico 1

Gráfico de Distribución de frecuencia (10 palabras más comunes)

Fuente: Código de Python en entorno Google Colab



La tabla de datos recopilando la información y el gráfico muestran la frecuencia de las 10 palabras más comunes en el texto. El eje x representa las palabras y el eje y representa la frecuencia (número de veces que aparece cada palabra). Las palabras que aparecen con mayor frecuencia se ubican en la parte superior de la gráfica. La gráfica ayuda a identificar las palabras clave o términos más relevantes en el texto, lo que puede ser útil para entender el tema principal del texto o para realizar análisis de texto más profundos en el análisis de sentimiento.

Figura 1

Todos los artículos con su valor de análisis de sentimientos

	Autores	Sentiment
0	Rodríguez-Rivas, José Gabriel	-0.025000
1	Nauca Torres, Enrique Santos, Chávarry Ysla, P...	0.025000
2	Aucancela Guamán, Margarita Alejandra, Viteri ...	0.200000
3	Cruz Osorio, Karla Gabriela, Garzón Montealegr...	-0.800000
4	Cornejo Mayorga, Ana del Rocío, Núñez Portilla...	0.000000
5	Cairo, Alberto	0.000000
6	Godoy Quisirumbay, Charles, Araujo Sandoval, O...	-0.800000
7	Arango, Juan F., Díaz, Joan S., Sanchez, Juan M.	0.000000
8	Enríquez-Vallejo, Javier Anibal, Romero-Fernán...	-0.800000
9	Barahona Morales, Pablo Andrés, Prado Carpio, ...	0.000000
10	Vanegas, Diego Armando, Tarazona Bermudez, Gio...	0.166667
11	Zumba, Margarita, Jácome, Julio, Bermúdez, Cri...	0.100000
12	Sánchez Molina, Arturo Alexander, Murillo Garz...	0.033333
13	Barreto Pin, Jennifer Xiomara, Figueroa Castil...	0.100000
14	Medina-Quispe, Fernando, Castillo-Rojas, Wilso...	0.000000
15	Bravo Cobeña, Carmen, Valdiviezo Guerra, Prima...	0.000000
16	Barón Ramírez, Edith, García Estrella, Cristia...	0.000000
17	Grisales Aguirre, Andrés Mauricio, Espinosa Vi...	0.000000

Sentiment_Class	
0	Negative
1	Positive
2	Positive
3	Negative
4	Neutral
5	Neutral
6	Negative
7	Neutral
8	Negative
9	Neutral
10	Positive
11	Positive
12	Positive
13	Positive
14	Neutral
15	Neutral
16	Neutral
17	Neutral

Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

Análisis cuantitativo

Se realizó un conteo total de las clasificaciones obtenidas para identificar tendencias generales en el corpus. Los resultados fueron los siguientes de los 18 Artículos:

Sentimientos positivos: 6 instancias.

Sentimientos negativos: 4 instancias.

Sentimientos neutrales: 8 instancias.

Figura 2

Muestra de los primeros 5 artículos con su polaridad (Cabecera)

0	Excel como herramienta de Analítica Empresarial	Rodríguez-Rivas, José Gabriel	2023	la inteligencia de negocios utiliza herramient...	-0.025	Negative
1	Inteligencia Estratégica para la toma de decs...	Nauca Torres, Enrique Santos, Chávamy Ysla, P...	2020	la investigación tuvo como objetivo general pr...	0.025	Positive
2	Plataformas de visualización de datos e indica...	Aucancela Guamán, Margarita Alejandra, Viteri ...	2019	la presente investigación tiene como objetivo ...	0.200	Positive
3	Tableros y gráficos automatizados: un enfoque ...	Cruz Osorio, Karla Gabriela, Garzón Montealegr...	2022	el presente artículo tiene como objetivo indag...	-0.800	Negative
4	Técnicas de visualización de datos en la compr...	Comejo Mayorga, Ana del Rocío, Núñez Portilla...	2024	el documento titulado técnicas de visualizació...	0.000	Neutral

Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

El análisis de sentimientos realizado en el archivo de Python muestra una clasificación de los artículos según su polaridad emocional: positiva, negativa y neutral. Los resultados indican que, de un total de 18 evaluaciones, 6 se clasificaron como positivas, 4 como negativas y 8 como neutrales. Este balance refleja una predominancia de percepciones neutrales en los textos evaluados, lo que podría sugerir un enfoque objetivo o técnico en los temas tratados.

Tabla 2

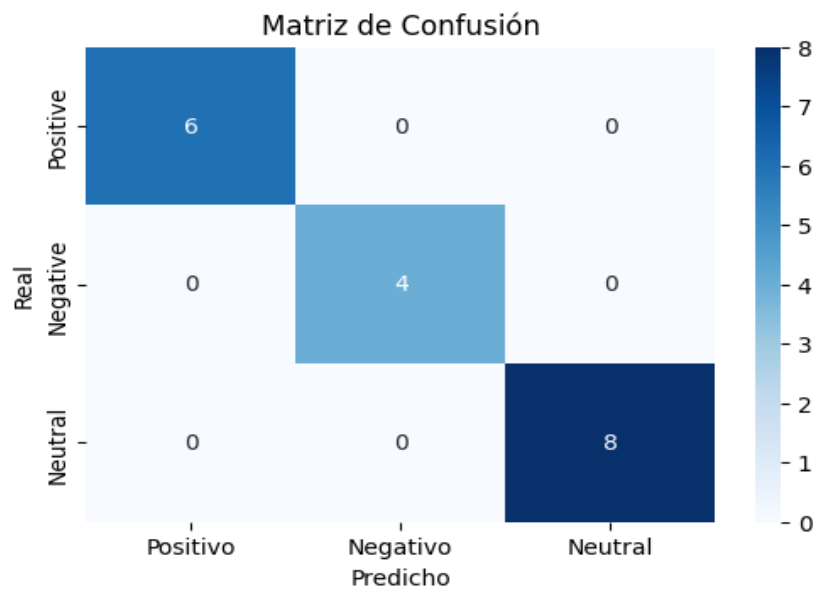
Datos Obtenidos Sobre la Polaridad de los Artículos (para matriz de confusión)

Columna1	Positive	Negative	Neutral
Positive	6	0	0
Negative	0	4	0
Neutral	0	0	8

Fuente: Código de Python en entorno Google Colab.

Gráfico 3

Matriz de Confusión de Artículos



Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

Se realizó una Matriz de confusión donde muestra la comparación entre la clasificación real y la clasificación predicha de sentimientos en los resúmenes de artículos.

Eje Y (Real): Representa las clases verdaderas (lo que realmente es cada instancia)

Eje X (Predicho): Representa las clases predichas por el modelo

Celdas: Indican la cantidad de veces que una clase real fue clasificada como una clase específica.

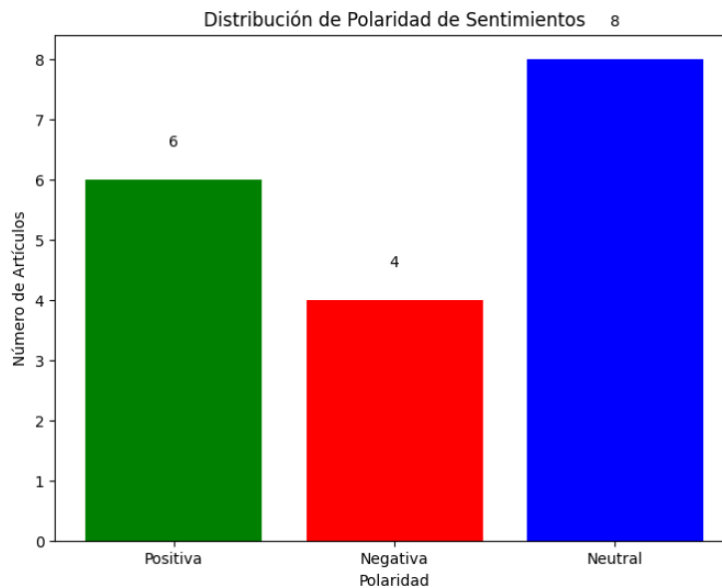
El modelo tuvo una clasificación perfecta sin errores en las predicciones. Se observó que la clase neutral tiene mayor cantidad de artículos (8), seguida por la clase positiva (6) y, finalmente, la clase negativa (4), la menos frecuente.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos tienen implicaciones muy importantes para verificar y entender el impacto emocional y cuáles serían los artículos con mayor afinidad hacia el tema y para analizarlos. El 33.33% de los textos (revisar gráfica) fue clasificado con sentimiento positivo, el 22.22% con sentimientos negativos y el 44.44% con sentimiento neutral.

Gráfico 4

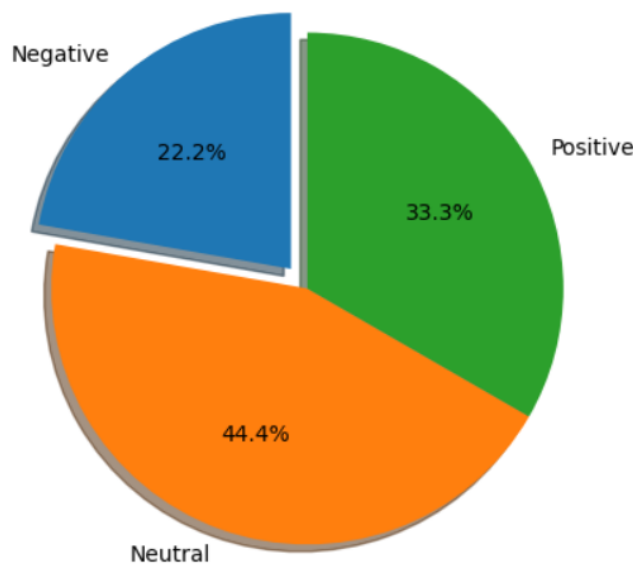
Distribución de la Polaridad



Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

Gráfico 5

Porcentajes General



Fuente: Código de Python en entorno Google Colab

En relación con lo mencionado la predominancia de clasificaciones neutrales sugiere que lo revisado aborda sus temas desde un punto técnico descriptivo o equilibrado más que emocional, esto puede ser por un lado útil para audiencias y profesionales que buscan contenido objetivo y basado en datos. Por el lado de la polaridad positiva destaca las palabras afirmativas y relevantes y reconocen el valor de las herramientas y metodologías de visualización de datos analizadas para los Insights. Por último, la polaridad negativa suele contener tipos de palabras y observaciones críticas, Por citar un ejemplo, el

artículo sobre tableros automatizados podría haber creado percepciones negativas debido a desafíos más técnicos o limitaciones prácticas dadas en su contenido, en cambio el artículo sobre plataformas de visualización se percibe de manera positiva gracias a su tipo de enfoque en soluciones más efectivas y al instante en el ámbito empresarial.

Figura 3

Resultados del Análisis de Sentimientos Separados en Artículos

Artículos Positivos:		
	Título	Autores
1	Inteligencia Estratégica para la toma de decis...	Nauca Torres, Enrique Santos, Chávarry Ysla, P...
2	Plataformas de visualización de datos e indica...	Aucancela Guamán, Margarita Alejandra, Viteri ...
10	Mejora de la toma de decisiones en ciclo de ve...	Vanegas, Diego Armando, Tarazona Bermudez, Glo...
11	Modelo de gestión financiera y toma de decisio...	Zumba, Margarita, Jácome, Julio, Bermúdez, Cri...
12	Enfoques metodológicos en la investigación his...	Sánchez Molina, Arturo Alexander, Murillo Garz...
13	Herramientas para la toma de decisiones	Barreto Pin, Jennifer Xiomara, Figueroa Castil...

Artículos Negativos:		
	Título	Autores
0	Excel como herramienta de Analítica Empresarial	Rodriguez-Rivas, José Gabriel
3	Tableros y gráficos automatizados: un enfoque ...	Cruz Osorio, Karla Gabriela, Garzón Montealegr...
6	Dashboard en finanzas empresariales. El camino...	Godoy Quisirumbay, Charles, Araujo Sandoval, O...
8	Business intelligence para mejorar el proceso ...	Enríquez-Vallejo, Javier Anibal, Romero-Fernán...

Artículos Neutrales:		
	Título	Autores
4	Técnicas de visualización de datos en la compr...	Cornejo Mayorga, Ana del Rocío, Núñez Portilla...
5	Visualización de datos: una imagen puede valer...	Cairo, Alberto
7	Análisis bibliométrico de la producción cientí...	Arango, Juan F., Díaz, Joan S., Sanchez, Juan M.
9	Enfoque eficaz en el análisis y visualización ...	Barahona Morales, Pablo Andrés, Prado Carpio, ...
14	Métricas para el apoyo de la exploración visua...	Medina-Quispe, Fernando, Castillo-Rojas, Wilso...
15	Los Sistemas de Información en la toma de deci...	Bravo Cobeña, Carmen, Valdiviezo Guerra, Prima...
16	La inteligencia de negocios y la analítica de ...	Barón Ramírez, Edith, García Estrella, Cristia...
17	La evolución de la visualización de datos: Cam...	Grisales Aguirre, Andrés Mauricio, Espinosa Vi...

Fuente: Código de Python en entorno Google Colab.

Limitaciones del Análisis de Sentimientos

Es trascendental reconocer que el análisis de sentimientos es una simplificación de lo complejo que es el lenguaje humano, las emociones y opiniones son matizadas y pueden cambiar según el contexto, cultura y las experiencias individuales o descripción de resultados personales, Incluso un modelo sofisticado como el que usamos que es VADER puede a veces no capturar todas las sutilezas del lenguaje y a veces lo que se interpreta puede ser subjetivo. En este punto encontramos que las limitantes pueden ser de dos franjas, la cantidad de artículos relacionados al tema que fue una sorpresa ya que existen pero de manera más generalizada y necesitamos enfocarnos en un área para poder obtener sobre la misma la percepción que deseábamos de obtener una visión positiva de los mejores

artículos de Técnicas de Visualización de Datos para la Comunicación Efectiva de Insights en la Gestión Empresarial y por qué elegir tales artículos de acuerdo a la polaridad positiva o neutral, la segunda franja sería la sensibilidad al contexto y la negación con VADER, donde puede tener ciertas dificultades con el sarcasmo, la ironía o expresiones complejas en el idioma dominante, también puede ser sensible a las negaciones por ejemplo (“no es bueno”) se puede mal interpretar si no se detecta la negación.

CONCLUSIÓN

Tras el análisis de la percepción en los resúmenes de artículos científicos sobre técnicas de visualización de datos, se logró encontrar una tendencia que va hacia la neutralidad y positividad. Este tipo de inclinación indica que, en general, la comunidad científica y los artículos relacionados a este tema se perciben como valiosos y objetivos en el ámbito de gestión empresarial. La presencia de términos muy usados como “Datos”, “Análisis” y “Eficaz” en los resúmenes que dan peso en esta visión, destacando la parte acertada que, si bien la mayoría muestra una postura neutral, la presencia de polaridad positiva indica el potencial de las técnicas en los artículos que sí son una base para mejorar la visualización de datos y facilitar la comunicación insights. Por el contrario, los resúmenes con polaridad negativa señalan áreas donde se puede mejorar la implementación de herramientas para la visualización de datos y la comunicación insights y no optar por confiar de manera directa en dichos artículos hasta no ser verificados.

Al final este Análisis de Sentimientos proporciona una visión general de cómo se percibe y lo predominante que puede ser un artículo enfocado y redactado exponiendo los mejores puntos para técnicas de visualización de datos, destacando sus metodologías como resultados. Esta investigación puede servir como punto de partida para otras que busquen explorar a mayor profundidad el impacto y los mejores artículos de técnicas de visualización para la gestión empresarial y su capacidad para cambiar la forma en que las organizaciones se guían y toman decisiones en base a resultados o data científica, además como recomendación se puede dar la apertura a verificar si con otras redes predefinidas se obtienen los mismos o mejores datos con Resúmenes de áreas específicas o para otro tipo de sectores como tema salud o educación donde puede mejorar la calidad y los tiempos en investigaciones y puesta de escena de los resultados.

REFERENCIAS

Cambria, E. (2016). Affective Computing and Sentiment Analysis. IEEE Intelligent Systems. doi:10.1109/MIS.2016.31

Agarwal, B., & Mittal, N. (2016). Machine Learning Approach for Sentiment Analysis. In: Prominent Feature Extraction for Sentiment Analysis. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-25343-5_3

Arimetrics. (01 de 11 de 2024). Arimetrics. Obtenido de Arimetrics: <https://www.arimetrics.com/glosario-digital/stop-word>

Europea, U. (05 de 07 de 2023). Universidad Europea. Obtenido de Universidad Europea: <https://universidadeuropea.com/blog/usos-python/#:~:text=Python%20es%20un%20lenguaje%20de,que%20sirve%20de%20%E2%80%9Ctraductor%E2%80%9D.>

Haddi, E., Liu, X., & Shi, Y. (2013). The Role of Text Pre-processing in Sentiment Analysis. doi:<https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.005>

Heer, J., & Shneiderman, B. (2012). Interactive dynamics for visual analysis. Communications of the ACM, Volume 55.

Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: Un modelo parsimonioso basado en reglas para el análisis de sentimientos en textos de redes sociales. Actas de la Conferencia Internacional AAAI sobre Web y Redes Sociales, 8, 216-225. doi:<https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1.14550>

Medium. (2024). BERT vs. VADER: ¡Guerras de sentimientos al descubierto! Obtenido de <https://medium.com/@wl8380/bert-vs-vader-sentiment-wars-unveiled-f5dca46b9931>

Merino Ulizarna, L. (27 de 07 de 2023). Adictos al Trabajo by izertis. Obtenido de Adictos al Trabajo by izertis: <https://adictosaltrabajo.com/2023/07/27/nltk-python/#03>

PlaysDev. (17 de 04 de 2024). PlaysDev. Obtenido de PlaysDev: <https://playsdev.com/blog/what-is-google-colab/>


Reyes Paredes. (2020). Análisis de sentimientos de noticias escritas usando un modelo basado en la red neuronal de memoria a largo plazo para determinar si las noticias positivas mejoran el estado de ánimo de las personas. Universidad de Lima. doi:<https://doi.org/10.26439/ciis2019.5500>

Salgado Reyes, & Trujillo Moreno. (2024). Análisis de sentimientos en datos de redes sociales: aplicación de técnicas de procesamiento de lenguaje natural y machine learning para analizar opiniones y sentimientos en datos de redes sociales en el contexto de sistemas de información. Dominio de las Ciencias. doi:<https://doi.org/10.23857/dc.v10i1.3714>

Science, D. (27 de 05 de 2024). DataScientest. Obtenido de DataScientest: <https://datascientest.com/es/que-es-un-dataframe>

Stewart, L. (2025). Atlas.ti. Obtenido de Atlas.ti: <https://atlasti.com/es/research-hub/analisis-de-sentimientos-en-la-investigacion>

Zarate Calderon. (2022). Análisis de sentimiento en información de medios periodísticos y redes sociales mediante redes neuronales recurrentes. Pontificia Universidad Católica del Perú. doi:<http://hdl.handle.net/20.500.12404/21525>

Todo el contenido de **LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades**, publicados en este sitio está disponibles bajo Licencia [Creative Commons](#) .