

# Revisión del uso de sistemas de análisis de sentimientos en redes sociales para estrategias de marketing digital

## *Review of the use of sentiment analysis systems in social networks for digital marketing strategies.*

Preciado-Ortiz, Félix Lenin <sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Universidad Unáhuac México, Ecuador, Santo Domingo; <https://orcid.org/0000-0003-0143-0902>, [lenin.preciado@anahuac.mx](mailto:lenin.preciado@anahuac.mx)

\* Autor Correspondencia

 <https://doi.org/10.70881/hnj/v3/n1/47>

**Cita:** Preciado-Ortiz, F. L. (2025). Revisión del uso de sistemas de análisis de sentimientos en redes sociales para estrategias de marketing digital. *Horizon Nexus Journal*, 3(1), 31-41. <https://doi.org/10.70881/hnj/v3/n1/47>

**Recibido:** 05/12/2024

**Revisado:** 30/12/2024

**Aceptado:** 05/01/2025

**Publicado:** 31/01/2025



**Copyright:** © 2025 por los autores. Este artículo es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de la **Licencia Creative Commons, Atribución-NoComercial 4.0 Internacional. (CC BY-NC)**.

(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

**Resumen:** El artículo presenta una revisión exhaustiva sobre el uso del análisis de sentimientos en redes sociales como herramienta para estrategias de marketing digital. Dada la creciente dependencia de las plataformas sociales para expresar opiniones, se destaca la necesidad de técnicas avanzadas para capturar y analizar estos datos en tiempo real, lo cual permite a las empresas adaptar sus estrategias y mejorar la toma de decisiones. Utilizando métodos de procesamiento de lenguaje natural (PLN), el análisis de sentimientos facilita la interpretación de emociones complejas en publicaciones, generando insights clave para la optimización de campañas y gestión de la reputación de marca. Sin embargo, el estudio subraya limitaciones como la ambigüedad del lenguaje en redes sociales, la necesidad de personal especializado y los altos costos operativos asociados. Las conclusiones apuntan a que, aunque el análisis de sentimientos aporta un valor significativo al marketing digital, se requieren mejoras continuas en precisión y escalabilidad para superar desafíos técnicos y contextuales que impiden una comprensión completa del entorno social digital.

**Palabras clave:** análisis de sentimientos; redes sociales; marketing digital; procesamiento de lenguaje natural; reputación de marca.

**Abstract:** The article presents a comprehensive review on the use of sentiment analysis in social networks as a tool for digital marketing strategies. Given the increasing reliance on social platforms to express opinions, it highlights the need for advanced techniques to capture and analyze this data in real time, enabling companies to adapt their strategies and improve decision making. Using natural language processing (NLP) methods, sentiment analysis facilitates the interpretation of complex emotions in posts, generating key insights for campaign optimization and brand reputation management. However, the study highlights limitations such as the ambiguity of language in social networks, the need for specialized personnel and the associated high operational costs. The conclusions point out that while sentiment analysis brings significant value to digital marketing, continuous improvements in accuracy and scalability are required to overcome technical and contextual challenges that impede a complete understanding of the digital social environment.

**Keywords:** sentiment analysis; social networks; digital marketing; natural language processing; brand reputation.

## 1. Introducción

La utilización de sistemas de análisis de sentimientos en redes sociales ha transformado las estrategias de marketing digital, proporcionando a las empresas herramientas avanzadas para comprender las percepciones del consumidor en tiempo real y adaptar sus campañas de manera ágil (Serrano-Guerrero et al., 2015; Ribeiro et al., 2016). A través de algoritmos de procesamiento de lenguaje natural (PLN) y técnicas de minería de datos, estos sistemas recopilan y analizan grandes volúmenes de comentarios, publicaciones y reacciones en plataformas como Twitter, Facebook e Instagram, extrayendo valiosa información sobre las opiniones y emociones de los usuarios (Cambria et al., 2017). Este artículo explora cómo los sistemas de análisis de sentimientos han evolucionado en su aplicación al marketing digital y sus beneficios para la toma de decisiones estratégicas.

El problema central que aborda esta revisión es la creciente necesidad de las empresas de identificar de manera precisa el sentimiento del público hacia sus productos o servicios. Dado que las redes sociales constituyen el principal canal de expresión del consumidor, los métodos tradicionales de análisis de mercado resultan insuficientes para procesar y interpretar el enorme flujo de datos que generan estas plataformas (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014). Sin sistemas avanzados de análisis, las empresas enfrentan el riesgo de basar sus decisiones en datos incompletos o sesgados, lo cual limita la efectividad de sus estrategias de marketing y reduce su capacidad de respuesta a cambios en la percepción del cliente (Serrano-Guerrero et al., 2015).

Entre los factores que agravan este problema destacan el rápido cambio en las tendencias de consumo, la amplia variedad de plataformas y contextos culturales, así como la necesidad de interpretar emociones complejas y matizadas en los comentarios (Cambria, Schuller, Xia, & Havasi, 2013). Estos desafíos limitan la capacidad de las empresas para adaptar sus estrategias de marketing a las necesidades específicas de diferentes segmentos de audiencia. Además, la escasez de personal capacitado en el uso de herramientas de PLN y en el análisis de sentimientos representa una barrera para muchas empresas, especialmente para las pequeñas y medianas (Ribeiro et al., 2016).

La justificación de este estudio se basa en el valor que el análisis de sentimientos aporta al marketing digital, no solo como un recurso para monitorear la opinión pública, sino como una ventaja competitiva. Los sistemas de análisis de sentimientos permiten a las empresas reaccionar de manera oportuna ante crisis de reputación, identificar áreas de mejora en sus productos y ajustar su comunicación para alinearse mejor con las expectativas del mercado (Schouten, Frasinca, & de Jong, 2016). El acceso a herramientas automatizadas de análisis de sentimientos y su integración en estrategias de marketing contribuyen a mejorar la experiencia del cliente y a fidelizar la audiencia, objetivos esenciales en el entorno digital actual (Pang & Lee, 2008).

El objetivo de esta revisión es explorar las aplicaciones actuales y los desafíos del análisis de sentimientos en redes sociales para marketing digital. A través de la revisión de literatura, se analizan los métodos de procesamiento de lenguaje natural, las herramientas de análisis disponibles y los beneficios que ofrecen en términos de comprensión del consumidor y gestión de la reputación. Asimismo, se abordan las limitaciones de estas tecnologías, incluyendo problemas de precisión en la detección de

emociones y las dificultades asociadas con la personalización en diferentes idiomas y contextos culturales (Cambria et al., 2017; Ribeiro et al., 2016).

En síntesis, el análisis de sentimientos en redes sociales representa una herramienta esencial en el marketing digital moderno, permitiendo a las empresas interpretar la voz del consumidor y adaptar sus estrategias de manera ágil y precisa. Esta revisión proporciona una visión integral de las oportunidades y limitaciones de los sistemas de análisis de sentimientos, destacando su papel en la mejora de la toma de decisiones estratégicas en marketing digital.

## **2. Materiales y Métodos**

La metodología empleada en este artículo se centra en una revisión bibliográfica exploratoria orientada a analizar el uso de sistemas de análisis de sentimientos en redes sociales aplicados al marketing digital. El objetivo principal es identificar y sintetizar las tendencias actuales, las herramientas más utilizadas, y los desafíos y beneficios que estos sistemas ofrecen en el ámbito del marketing digital.

Para llevar a cabo esta revisión, se seleccionaron publicaciones de bases de datos académicas de alta relevancia, como Scopus y Web of Science, así como revistas científicas y conferencias de prestigio en áreas relacionadas con la inteligencia artificial, el procesamiento de lenguaje natural, y el marketing digital. Se establecieron criterios de inclusión específicos, limitando la búsqueda a estudios publicados en la última década para garantizar la actualidad de la información. Asimismo, se consideraron tanto artículos de revisión como estudios empíricos que proporcionaran evidencia sobre las aplicaciones prácticas y teóricas de los sistemas de análisis de sentimientos.

El proceso de búsqueda se estructuró en varias etapas. Primero, se identificaron palabras clave relevantes como “análisis de sentimientos”, “redes sociales”, “marketing digital”, y “procesamiento de lenguaje natural”, las cuales se combinaron con operadores booleanos para optimizar los resultados. Posteriormente, se realizó un proceso de selección en el que se evaluó la pertinencia de cada fuente a partir de su título y resumen, descartando aquellos estudios que no se centraran en el análisis de sentimientos en redes sociales o que no abordaran su aplicación en estrategias de marketing. Una vez seleccionadas las fuentes preliminares, se procedió a la lectura exhaustiva de los textos completos, con el fin de extraer la información relevante para el análisis.

Los datos recopilados se organizaron en categorías temáticas, tales como “beneficios y aplicaciones del análisis de sentimientos en marketing digital”, “principales herramientas y algoritmos de análisis de sentimientos”, y “retos y limitaciones de la tecnología”. Esta categorización permitió estructurar los resultados de manera coherente y facilitar el análisis comparativo entre diferentes enfoques y hallazgos.

Finalmente, el análisis cualitativo de los datos se enfocó en interpretar las tendencias comunes, identificar vacíos en la literatura y sugerir posibles líneas de investigación futura. Este enfoque exploratorio proporciona una visión amplia de la temática, permitiendo comprender el estado actual de los sistemas de análisis de sentimientos en redes sociales y su relevancia para el marketing digital en un entorno dinámico y competitivo.

### **3. Resultados**

#### **3.1. Aplicaciones del análisis de sentimientos en estrategias de marketing digital**

##### **3.1.1. Optimización de campañas publicitarias**

El análisis de sentimientos se ha consolidado como una herramienta esencial para optimizar campañas publicitarias digitales. Al analizar las opiniones y emociones de los consumidores en redes sociales y otras plataformas, las empresas pueden ajustar de manera precisa y rápida los mensajes de sus anuncios para maximizar su impacto. Por ejemplo, mediante el uso de técnicas de procesamiento de lenguaje natural (pln), herramientas como brandwatch y mention permiten a los especialistas en marketing evaluar en tiempo real si una campaña está generando respuestas positivas o negativas, lo que posibilita intervenciones oportunas para mejorar el desempeño de los anuncios (mention, 2023).

La adaptación dinámica es un aspecto clave de esta tecnología, ya que permite la modificación de las campañas en función de la percepción del público. Esto es especialmente relevante para estrategias de pruebas a/b, donde se pueden lanzar versiones alternativas de anuncios y monitorear el sentimiento generado por cada versión. De este modo, las empresas no solo reducen el riesgo de reacciones adversas, sino que también optimizan la efectividad general de la campaña, mejorando el retorno de inversión (roi) y la relevancia del contenido (analytics vidhya, 2023).

##### **3.1.2. Gestión de la reputación de marca**

El análisis de sentimientos también es fundamental para la gestión de la reputación de marca, dado que permite monitorear y gestionar en tiempo real las percepciones de los consumidores. Herramientas de monitoreo continuo, como hootsuite y ringover, proporcionan alertas sobre cambios en el sentimiento del público, permitiendo a las empresas tomar medidas rápidas para prevenir crisis de reputación. Por ejemplo, si se observa un aumento repentino de comentarios negativos, la empresa puede identificar la causa y emitir una respuesta oportuna antes de que el daño se amplifique (ringover, 2023).

Este enfoque proactivo es especialmente valioso en un entorno digital donde las noticias negativas pueden propagarse rápidamente y afectar la percepción de la marca. El análisis de sentimientos ayuda a las empresas a anticipar y manejar estos riesgos, lo cual es esencial para preservar la confianza del consumidor y la imagen de la marca. Además, este tipo de monitoreo permite reforzar las áreas donde los consumidores ya tienen percepciones positivas, fortaleciendo la fidelidad a la marca y generando una mayor lealtad en los clientes actuales (storyful, 2023).

##### **3.1.3. Segmentación y personalización del cliente**

La capacidad del análisis de sentimientos para comprender matices emocionales permite una segmentación del mercado mucho más profunda y personalizada, lo que ayuda a las empresas a diseñar estrategias de marketing orientadas a las emociones y necesidades específicas de cada grupo de consumidores. Al clasificar a los clientes según sus sentimientos y actitudes hacia productos específicos, las empresas pueden

adaptar los mensajes publicitarios de manera que resuenen más profundamente con cada segmento, incrementando así la eficacia de sus campañas (stoy, 2023).

Esta segmentación basada en el sentimiento también permite a las empresas personalizar no solo el contenido, sino también las características de los productos o servicios para satisfacer mejor las expectativas del cliente. Por ejemplo, si el análisis de sentimientos indica que un grupo de consumidores valora aspectos de sostenibilidad en los productos, la empresa puede resaltar estos elementos en sus mensajes publicitarios dirigidos a ese segmento. Esta personalización emocional aumenta significativamente la probabilidad de compromiso y fidelización del cliente, ya que conecta con sus valores y preferencias (mention, 2023).

### **3.2. Herramientas y algoritmos en análisis de sentimientos**

#### **3.2.1. Sistemas basados en inteligencia artificial**

Los sistemas de análisis de sentimientos basados en inteligencia artificial (ia) se han convertido en el núcleo de la automatización en la interpretación de emociones y opiniones en grandes volúmenes de datos textuales. Entre los modelos de ia más avanzados se destacan bert (bidirectional encoder representations from transformers) y gpt (generative pre-trained transformer), ambos de gran relevancia en el procesamiento de lenguaje natural (pln) (koroteev, 2021). Bert, desarrollado por google, es un modelo bidireccional que comprende el contexto en ambas direcciones del texto, lo que le permite captar matices y resolver ambigüedades en frases complejas. Esta capacidad de bert para inferir el contexto con precisión ha mejorado significativamente la efectividad del análisis de sentimientos en redes sociales y plataformas digitales, donde la interpretación precisa de las emociones es crítica (ibm, 2023).

Por otro lado, el modelo gpt-3, desarrollado por openai, es un transformador unidireccional que sobresale en la generación de texto coherente a partir de enormes volúmenes de datos preentrenados. Aunque gpt-3 no procesa el contexto de manera bidireccional como bert, su ventaja reside en la capacidad para realizar inferencias basadas en datos escasos, logrando así buenos resultados con menos ejemplos específicos de entrenamiento. Esta adaptabilidad es particularmente útil en aplicaciones de marketing digital, donde las empresas necesitan evaluar rápidamente el sentimiento sin depender de grandes cantidades de datos etiquetados (ibm, 2023).

#### **3.2.2. Procesamiento de lenguaje natural (pln)**

El procesamiento de lenguaje natural (pln) es la disciplina subyacente en los sistemas de análisis de sentimientos, permitiendo que las máquinas comprendan, analicen y respondan a los textos generados por humanos. Las técnicas de pln incluyen tokenización, lematización y análisis de dependencias, las cuales transforman textos no estructurados en datos que pueden ser procesados automáticamente para extraer emociones y opiniones (ieee, 2021).

Modelos de pln como lstm (long short-term memory) y gru (gated recurrent unit) han sido ampliamente utilizados para tareas de secuencias de texto, ya que permiten a los sistemas capturar dependencias a largo plazo en el texto. Esto es crucial en redes sociales, donde el sarcasmo y el contexto implícito pueden influir significativamente en

la interpretación del sentimiento. El desarrollo de modelos de transformers, como el ya mencionado bert, ha facilitado una comprensión más precisa del lenguaje, superando las limitaciones de los enfoques secuenciales tradicionales, al procesar las palabras en paralelo y comprender la semántica general de cada texto (koroteev, 2021).

Además, el pln ha facilitado la implementación de algoritmos de clasificación de emociones que permiten no solo identificar el sentimiento global de un texto, sino también descomponerlo en diferentes aspectos, lo que se conoce como “análisis de sentimiento basado en aspectos” (aspect-based sentiment analysis). Esta técnica permite, por ejemplo, que una empresa pueda identificar qué elementos de su servicio generan satisfacción o insatisfacción, mejorando la personalización de sus estrategias de marketing en función de los hallazgos emocionales específicos (ieee, 2020).

### **3.2.3. Plataformas de monitoreo integrado**

Las plataformas de monitoreo integrado, como hootsuite insights, brandwatch y mention, combinan herramientas de análisis de sentimientos con funciones de monitoreo de redes sociales y visualización de datos, proporcionando una visión integral y en tiempo real del sentimiento del consumidor en torno a una marca o producto. Estas plataformas permiten a las empresas realizar un seguimiento continuo de las menciones y opiniones de los usuarios en diversas plataformas, consolidando los datos en un solo panel de control. Este enfoque centralizado facilita la toma de decisiones estratégicas al permitir ajustes inmediatos en respuesta a cambios en el sentimiento (ieee, 2023).

Además de la recopilación de datos, estas plataformas integradas ofrecen análisis avanzados, como el cálculo de métricas de sentimiento y la identificación de tendencias emergentes. Esto permite a las empresas no solo evaluar la percepción general de la marca, sino también predecir cambios en el comportamiento del consumidor y adaptarse a tiempo. Asimismo, estas plataformas suelen incluir herramientas de visualización que convierten los datos de sentimiento en gráficos y paneles interactivos, lo cual es fundamental para interpretar rápidamente los resultados y comunicar insights a los equipos de marketing (mention, 2023).

El uso de plataformas de monitoreo integrado optimiza la eficiencia en la gestión de reputación y crisis, ya que permite a las empresas detectar rápidamente las menciones negativas y responder en tiempo real. La capacidad de reacción es clave para proteger la imagen de marca en un entorno digital dinámico, donde la viralidad de las opiniones puede tener efectos significativos en la percepción pública. Al integrar los sistemas de análisis de sentimientos con plataformas de monitoreo, las empresas obtienen una ventaja competitiva al poder responder de manera proactiva y alinearse mejor con las expectativas del mercado (storyful, 2023).

## **3.3. Retos y limitaciones del análisis de sentimientos en redes sociales**

### **3.3.1. Ambigüedad y contexto en el lenguaje**

Uno de los mayores retos en el análisis de sentimientos en redes sociales es la ambigüedad del lenguaje y la necesidad de comprender el contexto para interpretar adecuadamente las emociones expresadas. Las publicaciones en redes sociales suelen contener expresiones irónicas o sarcásticas que los modelos de análisis de sentimientos tradicionales pueden interpretar de manera errónea, debido a que estos modelos

tienden a basarse en la detección literal de palabras con carga emocional sin considerar el tono o intención real del usuario (nip & berthelie, 2024). Para abordar esta complejidad, se han implementado técnicas como el análisis de dependencias y el reconocimiento de entidades nombradas, que permiten identificar las relaciones entre las palabras y su contexto semántico en la oración (simmering, 2023).

Además, las limitaciones de los algoritmos para captar las variaciones culturales y dialectales representan un desafío adicional. Por ejemplo, el término “bad” puede ser positivo en contextos de jerga urbana, mientras que en otro contexto es negativo. Esta variabilidad semántica requiere que los modelos de análisis de sentimientos sean robustos y adaptativos, lo que incrementa la complejidad de su desarrollo. A pesar de los avances en modelos como bert y gpt, los desafíos persisten cuando se trata de captar correctamente el contexto implícito, lo que puede llevar a interpretaciones erróneas de la intención del usuario en redes sociales (koroteev, 2021).

### **3.3.2. Escalabilidad y complejidad de datos**

El análisis de sentimientos en redes sociales enfrenta también retos importantes relacionados con la escalabilidad y la complejidad de los datos. Las redes sociales generan una cantidad masiva de contenido en tiempo real, lo que hace necesario que los sistemas de análisis puedan procesar y clasificar grandes volúmenes de datos en períodos cortos de tiempo. Esto es particularmente exigente debido a la alta variabilidad en la longitud y estructura de las publicaciones, que van desde simples “me gusta” hasta comentarios extensos y detallados (ieee, 2023).

Para lograr un análisis eficaz a esta escala, es común el uso de arquitecturas distribuidas y algoritmos de aprendizaje profundo capaces de operar en infraestructuras de big data, como apache hadoop y spark. Sin embargo, la implementación de estos sistemas plantea retos técnicos y de infraestructura, ya que se requieren servidores potentes y técnicas de procesamiento paralelizado para manejar la carga de trabajo. Además, la necesidad de preprocesar los datos –eliminando ruido como errores tipográficos, abreviaturas y emoticonos– agrega una capa de complejidad al proceso, que puede afectar la precisión y la eficiencia del análisis de sentimientos en redes sociales (mdpi, 2024).

### **3.3.3. Costos y necesidad de personal especializado**

El desarrollo y mantenimiento de sistemas de análisis de sentimientos avanzados involucra costos significativos, no solo en términos de infraestructura tecnológica, sino también en la capacitación y contratación de personal especializado. Los sistemas de análisis de sentimientos modernos requieren expertos en inteligencia artificial, procesamiento de lenguaje natural y big data, cuyas habilidades técnicas son escasas y costosas en el mercado laboral actual (research world, 2023).

Asimismo, la actualización constante de modelos y herramientas es necesaria debido a los cambios en el lenguaje y las dinámicas de las redes sociales. Esta necesidad de adaptación y mantenimiento continuo representa un costo recurrente, que puede ser prohibitivo para muchas organizaciones, especialmente las de menor tamaño. Además, la complejidad técnica de estos sistemas implica que el personal no solo debe comprender la tecnología, sino también tener una visión estratégica para alinear los resultados del análisis con los objetivos de la empresa. Esto puede requerir capacitación

adicional en áreas como la interpretación de datos y la toma de decisiones basada en inteligencia artificial (IEEE, 2020).

#### 4. Discusión

El análisis de sentimientos en redes sociales se ha consolidado como una herramienta crucial en el marketing digital, proporcionando a las empresas información valiosa sobre las percepciones y emociones de sus consumidores en tiempo real. No obstante, su implementación presenta tanto beneficios como desafíos técnicos y conceptuales. En términos de aplicaciones, el análisis de sentimientos optimiza las campañas publicitarias al permitir ajustes basados en la respuesta emocional del público. Esta capacidad para adaptar mensajes según el sentimiento predominante mejora la relevancia de las campañas y potencia su efectividad, incrementando el retorno de inversión (ROI) de las estrategias de marketing (IEEE, 2023). Además, el monitoreo de la reputación de marca a través del análisis de sentimientos permite a las empresas responder proactivamente a cambios en la percepción pública, fortaleciendo la lealtad de los clientes y reduciendo el impacto de posibles crisis de imagen (Mention, 2023).

Sin embargo, la interpretación de sentimientos en redes sociales enfrenta limitaciones significativas debido a la ambigüedad y el contexto del lenguaje. Las expresiones sarcásticas o irónicas, características comunes en redes sociales, son difíciles de captar para los modelos de análisis tradicionales, lo que genera resultados inexactos y una interpretación sesgada de las emociones del público (Nip & Berthelie, 2024). Aunque se han desarrollado modelos avanzados como BERT y GPT que intentan resolver esta limitación mediante el procesamiento bidireccional y la capacidad de contextualización, aún persisten desafíos en la interpretación de variaciones culturales y dialectales en el lenguaje (Koroteev, 2021). Esto sugiere que, si bien los avances en inteligencia artificial han mejorado la precisión de los sistemas de análisis de sentimientos, la tecnología actual aún es insuficiente para comprender completamente la complejidad emocional expresada en plataformas digitales de manera universal.

Otro aspecto crítico es la escalabilidad y la complejidad inherente al análisis de grandes volúmenes de datos generados en redes sociales. Dada la naturaleza efímera y masiva del contenido en estas plataformas, los sistemas de análisis de sentimientos requieren arquitecturas distribuidas y procesamiento en paralelo para operar de manera eficiente. Si bien herramientas como Apache Hadoop y Spark permiten el manejo de datos a gran escala, la necesidad de preprocesamiento, para filtrar ruido y mejorar la calidad de los datos, complica el análisis y aumenta el consumo de recursos (MDPI, 2024). Este desafío se ve acentuado por la variabilidad en la longitud y el formato de las publicaciones, factores que requieren modelos adaptativos capaces de analizar desde frases cortas hasta comentarios extensos en tiempo real, sin comprometer la precisión del análisis.

Asimismo, la implementación de estos sistemas implica costos significativos, tanto en términos de infraestructura tecnológica como de contratación de personal especializado. La escasez de profesionales capacitados en procesamiento de lenguaje natural, inteligencia artificial y big data eleva los costos operativos, dificultando el acceso a estas tecnologías para empresas más pequeñas o con menos recursos (Research World, 2023). Además, la naturaleza cambiante de las redes sociales exige una actualización constante de los modelos y algoritmos utilizados, lo que genera costos recurrentes

asociados al mantenimiento y a la adaptación de las herramientas a nuevas tendencias lingüísticas y contextuales (IEEE, 2021). La necesidad de personal capacitado no se limita a los aspectos técnicos, sino que también es crucial en la interpretación de los datos obtenidos para que estos resultados se alineen con los objetivos estratégicos de la organización, lo cual agrega una capa de complejidad organizacional.

Para finalizar, el análisis de sentimientos en redes sociales representa un recurso valioso para la optimización de estrategias de marketing y la gestión de la reputación de marca. No obstante, su implementación efectiva depende de superar barreras como la interpretación del contexto en el lenguaje, la escalabilidad en el manejo de grandes volúmenes de datos, y los elevados costos de infraestructura y personal especializado. A medida que se desarrollan nuevos modelos de inteligencia artificial y herramientas de procesamiento de lenguaje natural, es probable que estas limitaciones se reduzcan. Sin embargo, la capacidad de estos sistemas para adaptarse a la complejidad y diversidad del lenguaje humano sigue siendo un área en evolución. La continua mejora en los algoritmos y metodologías, junto con un enfoque integrado en el desarrollo de habilidades en análisis de datos, permitirá que las empresas maximicen el potencial del análisis de sentimientos, alineándose mejor con las expectativas y necesidades emocionales de los consumidores en un entorno digital en constante cambio.

## 5. Conclusiones

El análisis de sentimientos en redes sociales se configura como una herramienta fundamental para las estrategias de marketing digital y la gestión de la reputación de marca en el entorno contemporáneo. Su capacidad para interpretar las emociones y opiniones de los consumidores en tiempo real ofrece a las empresas una ventaja competitiva, al facilitar la toma de decisiones informadas y la adaptación dinámica de campañas publicitarias. Este enfoque permite a las organizaciones responder proactivamente a las percepciones del mercado, fortaleciendo así la relación con el cliente y minimizando los riesgos de crisis de imagen.

Sin embargo, su implementación enfrenta limitaciones significativas. La ambigüedad y complejidad del lenguaje, exacerbadas por el uso frecuente de sarcasmo, ironía y variaciones culturales, presentan desafíos que los modelos de análisis de sentimientos actuales aún no han superado completamente. Aunque los avances en inteligencia artificial, como los modelos BERT y GPT, han mejorado la precisión en la interpretación del contexto y los matices emocionales, aún existen áreas en las que estos sistemas requieren un refinamiento continuo para lograr una comprensión más profunda y exacta de la diversidad lingüística en las redes sociales.

Asimismo, la escalabilidad y el procesamiento de grandes volúmenes de datos en tiempo real plantean retos operativos y financieros. La infraestructura necesaria para el análisis de grandes cantidades de datos y la implementación de tecnologías de big data y aprendizaje profundo representa una inversión considerable. Este aspecto limita la accesibilidad de estas herramientas para organizaciones más pequeñas o con menos recursos, que además deben afrontar los costos adicionales de mantener y actualizar los modelos para que reflejen las dinámicas cambiantes del lenguaje y las plataformas digitales.

Finalmente, la necesidad de personal especializado en áreas como procesamiento de lenguaje natural y análisis de datos se traduce en una barrera adicional, ya que la interpretación efectiva de los resultados del análisis de sentimientos no solo requiere habilidades técnicas, sino también un enfoque estratégico que conecte estos insights con los objetivos comerciales de la empresa. En suma, el análisis de sentimientos en redes sociales continúa evolucionando como una disciplina clave en el ámbito del marketing digital, y su éxito futuro dependerá tanto del avance tecnológico como de la capacidad de las organizaciones para integrar estos sistemas de manera estratégica y adaptativa.

### Referencias Bibliográficas

- Analytics Vidhya. (2023). Top 10 Applications of Sentiment Analysis in Business. <https://www.analyticsvidhya.com>
- Cambria, E., Olsner, D., & Rajagopal, D. (2017). SenticNet 5: Discovering conceptual primitives for sentiment analysis by means of context embeddings. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 31(1), 1795-1802. <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11559>
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2013). New avenues in opinion mining and sentiment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15-21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.30>
- Castelo-Salazar, A. G. (2022). Análisis de la efectividad del marketing digital en los almacenes de electrodomésticos del cantón La Concordia. *Journal of Economic and Social Science Research*, 2(1), 44–57. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v2/n1/46>
- Herrera-Enríquez, G., Campoverde-Bastidas, I. F., & Zambrano-Ramirez, D. N. (2022). Publicidad como estrategia de ventas para nuevos productos en Santo Domingo de los Colorados. *Journal of Economic and Social Science Research*, 2(2), 1–15. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v2/n2/48>
- IBM. (2023). How BERT and GPT models change the game for NLP. IBM. <https://www.ibm.com>
- IEEE. (2020). Comprehensive Study on Sentiment Analysis: Types, Approaches, Recent Applications, Tools and APIs. IEEE Xplore. <https://doi.org/10.1109/ACCTHPA49271.2020.9213209>
- IEEE. (2021). Deep Learning Approach in Sentiment Analysis: A Review. IEEE Xplore. <https://doi.org/10.1109/ICCES51560.2020.9334625>
- IEEE. (2023). A Survey on Sentiment Analysis. IEEE Xplore.
- Koroteev, M. V. (2021). BERT: A Review of Applications in Natural Language Processing and Understanding. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.11943>
- MDPI. (2024). Social Media Sentiment Analysis. *Encyclopedia* 2024, 4(4), 1590-1598. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040104>

- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1093-1113. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2014.04.011>
- Mention. (2023). Sentiment Analysis: Understanding Perception for Better Marketing. Mention. <https://mention.com>
- Nip, J. Y. M., & Berthelie, B. (2024). Social Media Sentiment Analysis. *Encyclopedia 2024*, 4(4), 1590-1598. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040104>
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2), 1-135. <https://doi.org/10.1561/15000000011>
- Preciado-Ortiz, F. L., De La Cruz Morocho, L. T., & Heredia Ramos, L. E. (2021). Análisis de las estrategias de marketing online caso de estudio pasaje comercial "Daza Mendoza" La Concordia. *Journal of Economic and Social Science Research*, 1(3), 14–26. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v1/n3/34>
- Preciado-Ortiz, F. L., Salazar Alcivar, A. N., & Bosquez Suarez, G. D. (2022). Análisis del comportamiento de compra en los consumidores de grasas vegetales fraccionadas, La Concordia 2022. *Journal of Economic and Social Science Research*, 2(4), 55–67. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v2/n4/25>
- Research World. (2023). 10 Challenges of sentiment analysis and how to overcome them Part 1. Research World. <https://researchworld.com>
- Ribeiro, F. N., Araújo, M., Gonçalves, P., André Gonçalves, M., & Benevenuto, F. (2016). Sentibench: A benchmark comparison of state-of-the-practice sentiment analysis methods. *EPJ Data Science*, 5, 23. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-016-0085-1>
- Ringover. (2023). Sentiment Analysis Applied to Marketing: Best Use Cases for Business. <https://www.ringover.com>
- Schouten, K., Frasinca, F., & de Jong, F. (2016). Ontology-enhanced aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of the 17th International Conference on Web Information Systems Engineering* (pp. 251-265). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-60131-1\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-319-60131-1_17)
- Storyful. (2023). Exploring Sentiment Analysis: A Complete Guide for Businesses. <https://storyful.com>
- Stoy, L. (2023). 7 Practical Ways to Implement Sentiment Analysis in Digital Marketing and SEO. <https://lazarinastoy.com>
- Terán-Guerrero, F. N. (2023). Redes sociales en las pymes y su incidencia en la rentabilidad. *Journal of Economic and Social Science Research*, 3(2), 1–14. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v3/n2/62>

## CONFLICTO DE INTERESES

**“Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses”.**