Between Trust and Frustration: An Analysis of User Perceptions of ChatGPT Through Text Mining, Emotion Analysis, and Topic Modeling

Abstract: ***Generative artificial intelligence has transformed the way we read, learn, and engage in our day-to-day lives. Although popular as a technology, there is little knowledge of the actual user perception and experience of the technology. The purpose of this study was to explore users' view of ChatGPT using text mining, emotion analysis, and topic modeling tools. Data were collected from 1,087,942 ChatGPT user reviews obtained from Kaggle for analysis. The methods conducted were text preprocessing and emotion detection using the NRC Emotion Lexicon and Latent Dirichlet Allocation (LDA) topic modeling with six topics. The results showed a large proportion of positive emotions, particularly trust, joy, and anticipation. After data cleaning, 439,173 reviews were retained for the descriptive analysis, of which 70.4% assigned the application the highest possible rating. A topic model identified six main themes concerning functional limitations, learning support, informational assistance, academic applications, technical issues, and user satisfaction. Therefore, the findings demonstrate that users' beliefs seem to be marked by a combination of technological acceptance and technological frustration. While positive evaluations significantly outweigh other kinds, there are still concerns over errors and limitations of the functionality. By providing evidence generated from large-scale user-generated data, this study contributes to the growing literature on user experiences with generative artificial intelligence.***

Keywords: ***Generative artificial intelligence, ChatGPT, text mining, sentiment analysis, user experience.***

Between Trust and Frustration: An Analysis of User Perceptions of ChatGPT Through Text Mining, Emotion Analysis, and Topic Modeling

Entre la confianza y la frustración: análisis de las percepciones de los usuarios hacia ChatGPT mediante minería de texto, análisis emocional y modelado temático

Claudia Patricia Murcia-Zorrilla[1], Pilar Rivera-Franco[2], Jhon Alexander Moreno-Barragan[3]
Diana Catherine Peralta-Granados[4], Juan José Agudelo Mosquera[5], Juan Fernando Méndez Reyes[6]
Alejandro Serna Urrea[7]
[1,2,3,4,5,6,7] Pontificia Universidad Javeriana Cali, Colombia.
claudia.murcia@javerianacali.edu.co, maría.rivera@javerianacali.edu.co,
jhonalexander.moreno@javerianacali.edu.co, diana.peralta@javerianacali.edu.co, jagudelom@javerianacali.edu.co,
juanmendez0619@javerianacali.edu.co, alejandroserna@javerianacali.edu.co

Abstract: ***Generative artificial intelligence has transformed the way we read, learn, and engage in our day-to-day lives. Although popular as a technology, there is little knowledge of the actual user perception and experience of the technology. The purpose of this study was to explore users' view of ChatGPT using text mining, emotion analysis, and topic modeling tools. Data were collected from 1,087,942 ChatGPT user reviews obtained from Kaggle for analysis. The methods conducted were text preprocessing and emotion detection using the NRC Emotion Lexicon and Latent Dirichlet Allocation (LDA) topic modeling with six topics. The results showed a large proportion of positive emotions, particularly trust, joy, and anticipation. After data cleaning, 439,173 reviews were retained for the descriptive analysis, of which 70.4% assigned the application the highest possible rating. A topic model identified six main themes concerning functional limitations, learning support, informational assistance, academic applications, technical issues, and user satisfaction. Therefore, the findings demonstrate that users' beliefs seem to be marked by a combination of technological acceptance and technological frustration. While positive evaluations significantly outweigh other kinds, there are still concerns over errors and limitations of the functionality. By providing evidence generated from large-scale user-generated data, this study contributes to the growing literature on user experiences with generative artificial intelligence.***

Keywords: ***Generative artificial intelligence, ChatGPT, text mining, sentiment analysis, user experience.***

Resumen: ***La inteligencia artificial generativa ha cambiado la forma en que se accede a la información, se aprende y se lleva a cabo la vida cotidiana. Pero existe poco conocimiento sobre cómo los usuarios realmente ven la tecnología. El objetivo del estudio fue investigar las percepciones de los usuarios sobre ChatGPT con la ayuda de minería de texto, análisis de emociones y modelado temático. Se utilizó un conjunto de datos basado en 1,087,942 reseñas de usuarios de ChatGPT, disponible en Kaggle. Los datos de análisis consisten en limpiar el texto, identificar emociones con el diccionario NRC y usar un modelo de Asignación Latente de Dirichlet (LDA) de seis temas. Los resultados revelaron una alta proporción de emociones positivas, particularmente confianza, alegría y anticipación. Después del proceso de depuración, se conservaron 439.173 reseñas para el análisis descriptivo, de las cuales el 70,4 % otorgó a la aplicación la calificación más alta. El modelado temático se utilizó para derivar seis temas importantes sobre limitaciones funcionales, apoyo al aprendizaje, asistencia informativa, aplicaciones académicas, problemas técnicos y satisfacción del usuario. Los resultados revelan que las actitudes de los usuarios se comparten con la aceptación de la tecnología y la frustración, donde las evaluaciones positivas son comunes, pero los errores y problemas de limitaciones funcionales aún eran evidentes. Este estudio contribuye a la literatura que investiga las experiencias de uso de la inteligencia artificial generativa en términos de datos masivos y contenido creado por usuarios.***

Palabras clave: ***inteligencia artificial generativa, CHATGPT, minería de texto, análisis de sentimientos, experiencia del usuario.***

I. Introducción

La inteligencia artificial generativa se encuentra entre los avances tecnológicos más importantes de esta década que han cambiado significativamente la forma en que las personas acceden a la información, crean contenido y desarrollan actividades académicas y profesionales [1], [2]. Las herramientas construidas sobre modelos de lenguaje a gran escala, como ChatGPT, han sido ampliamente adoptadas por los humanos debido a su potencial para responder automáticamente a las preguntas planteadas y generar respuestas, ayudar en los procesos de aprendizaje, facilitar la toma de decisiones y promover la interacción usuario y sistema digital [1]-[3].

La literatura de investigación sobre la aceptación basada en tecnología indica que la utilidad percibida, así como la facilidad de uso y la expectativa de rendimiento, proporcionan los predictores de la adopción de tecnologías [4]–[6]. Tales modelos han contribuido a comprender la adopción de plataformas basadas en inteligencia artificial generativa, donde la confianza, el valor percibido y la experiencia de interacción se están volviendo gradualmente significativos [7]-[9].

La inteligencia artificial generativa es percibida por los usuarios como una ayuda para aumentar la productividad, mejorar la organización y las habilidades educativas y profesionales [2], [10], [11]. Pero la adopción de estas tecnologías también está mediada por la percepción del riesgo, la legitimidad tecnológica, la transparencia del algoritmo y la fiabilidad de las respuestas generadas por los sistemas inteligentes [7], [12], [13].

De manera similar, algunos estudios han abordado los sentimientos y opiniones que surgen al interactuar con herramientas impulsadas por IA. Según el estudio, los usuarios experimentan emociones que van desde la confianza hasta la emoción y la satisfacción, junto con una percepción preocupada, incierta y frustrada hacia la posible falta de eficiencia o errores del sistema o comportamiento inesperado del sistema automatizado [14]-[17].

La creación de contenido por parte del usuario, incluidos comentarios, reseñas y opiniones, refleja las experiencias reales del usuario cuando se experimenta una interacción utilizando la tecnología. La minería de texto, el análisis de sentimientos y el modelado de temas son herramientas confiables para encontrar patrones de comportamiento, emociones predominantes y temas emergentes en grandes cantidades de datos de texto [17]–[21].

Sin embargo, aunque el interés académico en explorar la adopción de ChatGPT y otras herramientas de inteligencia artificial generativa ha crecido, los estudios han tendido a basarse en encuestas y modelos explicativos tradicionales de aceptación tecnológica [1], [3], [9]. Por lo tanto, sigue existiendo una brecha en la comprensión de las percepciones espontáneas de los usuarios sobre su contexto de uso en tiempo real, particularmente la coexistencia de emociones positivas y experiencias de frustración tecnológica. Para cerrar esta brecha de conocimiento, se analizan las percepciones de los usuarios de ChatGPT a través de técnicas de minería de texto, análisis emocional y modelado temático con un corpus de 1,087,942 reseñas. Los sentimientos mayoritarios asociados con el uso de inteligencia artificial generativa, los tipos de valoraciones (por ejemplo, confianza frente a frustración hacia la tecnología) y los temas relacionados con ellos, proporcionan evidencia empírica de la coexistencia de la confianza con la frustración tecnológica en el uso de la IA.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

A. Aceptación tecnológica e inteligencia artificial generativa

La aceptación tecnológica ha sido estudiada utilizando modelos que describen los factores que influyen en la adopción y uso de sistemas. Según el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida son los principales determinantes de la aceptación tecnológica [4]. Eventualmente, la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT) combinó varios métodos en uno e incluyó constructos como la expectativa de rendimiento, la expectativa de esfuerzo, la influencia social y las condiciones facilitadoras [5]. UTAUT2 luego construyó este modelo con otros factores relevantes para el contexto de consumo, incluyendo la motivación hedónica, el hábito y el valor percibido [6]. Las herramientas basadas en inteligencia artificial generativa han revitalizado el enfoque en los mecanismos de aceptación tecnológica. Strzelecki [1] encontró que la utilidad percibida y la facilidad de uso mantienen su importancia para explicar la aceptación de ChatGPT en la educación superior. Asimismo, Agnihotri y Chen [3] encontraron que la utilidad percibida, la confianza y la calidad de la interacción afectan la disposición de los estudiantes a usar sistemas generativos basados en inteligencia artificial. Asimismo, Verma et al. [9] también encontraron que la aceptación de herramientas de inteligencia artificial generativa en contextos académicos se ve afectada por atributos tecnológicos y percibidos de credibilidad y fiabilidad.

B. Confianza y percepción de los usuarios hacia la inteligencia artificial

La confianza ha surgido como una de las ideas más importantes para entender cómo interactúan los sistemas inteligentes y los usuarios. Según Prasad y De [8], la confianza actúa como una variable mediadora entre el uso de herramientas basadas en inteligencia artificial y la adopción de prácticas organizacionales. De manera similar, Bunduchi et al. [7] explican que la adopción de nuevas tecnologías no es solo una cuestión de funcionalidad, sino también de la legitimidad percibida que tienen los usuarios. En contextos corporativos, Hernández-Tamurejo et al. [2] descubrieron que la inteligencia artificial generativa mejora la productividad y la eficiencia operativa. Por su parte, Gao et al. [10] demostraron que la capacidad de los chatbots basados en inteligencia artificial para resolver problemas aumenta la intención de uso continuo. Arce-

Urriza et al. [12] encontraron que la familiaridad con las tecnologías generativas lleva a una aceptación de los asistentes conversacionales en contextos de comercio electrónico. No obstante, diversas investigaciones sugieren que el riesgo percibido también tiene un impacto significativo en la adopción de tecnología. Moon et al. [13] demostraron que las preocupaciones relacionadas con la incertidumbre y los posibles errores de los sistemas inteligentes afectan las decisiones de uso y adopción de los consumidores.

C. Emociones y experiencias de uso de la inteligencia artificial generativa

Algunos académicos afirman que la experiencia de adoptar sistemas basados en IA comprende factores cognitivos así como afectivos. Las emociones positivas, como el entusiasmo, la confianza o la satisfacción, están de alguna manera correlacionadas con la adopción de aplicaciones impulsadas por IA [14]. Graham y Stough [15] encontraron la presencia de un alto interés y una consideración positiva hacia los chatbots habilitados por IA en las conversaciones de los usuarios con plataformas digitales. Sin embargo, la literatura también describe que las experiencias negativas sobre limitaciones funcionales, errores y expectativas no cumplidas estaban asociadas con limitaciones funcionales. Mahmoud et al. [16] identificaron percepciones públicas sobre la IA generativa, incluidas creencias positivas, así como preocupaciones sobre su uso. Además, Bian y Che [17] demostraron que las percepciones de los usuarios están directamente influenciadas a través de la interacción de la experiencia del usuario con sistemas automatizados. Como resultado, aunque ejerce cierta influencia en la cognición de los usuarios, nuestros hallazgos parecen sugerir que el impacto de la IA generativa en los consumidores también tiene una naturaleza ambivalente, una que se manifiesta a través de la convergencia de la confianza y la frustración tecnológica.

D. Minería de texto y análisis de contenido generado por usuarios

El crecimiento del contenido generado por usuarios ha impulsado el desarrollo de metodologías basadas en minería de texto, análisis de sentimientos y modelado de tópicos para comprender percepciones y experiencias de uso a gran escala. Oprea y Bâra [19] demostraron que la combinación de modelos de lenguaje y técnicas de minería de texto permite identificar emociones y patrones de comportamiento presentes en reseñas digitales. De forma complementaria, Pranatawijaya et al. [21] utilizaron análisis de sentimientos y modelado temático para identificar factores asociados con la satisfacción de usuarios en aplicaciones digitales.

Alzate et al. [20] evidenciaron el potencial predictivo de los datos generados por usuarios para comprender percepciones tecnológicas a gran escala, mientras que Li et al. [18] propusieron un marco metodológico para operacionalizar modelos de aceptación tecnológica mediante el análisis de reseñas utilizando modelos de lenguaje de gran escala.

En consecuencia, la minería de texto constituye una aproximación metodológica adecuada para estudiar las percepciones de los usuarios hacia la inteligencia artificial generativa, permitiendo identificar emociones, valoraciones y temas emergentes expresados espontáneamente en entornos digitales.

III. METODOLOGÍA

A. Diseño de investigación

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, de alcance exploratorio-descriptivo, basado en técnicas de minería de texto aplicadas a contenido generado por usuarios. Este tipo de aproximación permite analizar grandes volúmenes de datos textuales e identificar percepciones, emociones y patrones temáticos expresados espontáneamente en entornos digitales [17]–[21]**.** En este estudio se integraron técnicas de análisis descriptivo, análisis emocional y modelado temático con el propósito de examinar las valoraciones, emociones y principales temas asociados con la experiencia de uso de ChatGPT.

B. Fuente de Datos

La fuente de información fue un conjunto de datos disponible públicamente en Kaggle, compuesto inicialmente por 1.087.942 reseñas de usuarios de ChatGPT. Cada registro contenía información sobre la calificación otorgada por el usuario, la fecha de publicación y el contenido textual del comentario. Durante el proceso de depuración, el contenido de las reseñas fue normalizado mediante su conversión a minúsculas y la eliminación de espacios innecesarios. Posteriormente, se excluyeron los registros sin contenido textual, las reseñas con menos de tres palabras y los comentarios duplicados, tomando como criterio de duplicidad el contenido textual normalizado. Después de este procedimiento, el corpus depurado quedó conformado por 439.173 reseñas, utilizadas para el análisis descriptivo de las calificaciones y como base para la selección de las muestras empleadas en los análisis posteriores.

C. Procedimiento de análisis

El procedimiento metodológico se desarrolló en tres fases complementarias.

Fase 1. Análisis descriptivo de las valoraciones

Inicialmente se realizó un análisis descriptivo de las calificaciones correspondientes a las 439.173 reseñas del corpus depurado, con el propósito de identificar la distribución de las valoraciones y caracterizar la percepción general hacia la herramienta. Se calcularon frecuencias absolutas y porcentuales para cada categoría de calificación.

Para el análisis específico de experiencias desfavorables, se consideraron como reseñas negativas aquellas que presentaban calificaciones de una o dos estrellas, correspondientes a 57.914 observaciones del corpus depurado.

Fase 2. Análisis emocional

Posteriormente se efectuó un análisis emocional utilizando el diccionario NRC Emotion Lexicon. Este recurso clasifica palabras asociadas con diez categorías emocionales: ira (anger), anticipación (anticipation), disgusto (disgust), miedo (fear), alegría (joy), tristeza (sadness), sorpresa (surprise), confianza (trust), sentimiento positivo (positive) y sentimiento negativo (negative).

Debido al elevado volumen de información, se seleccionó aleatoriamente una muestra de **50.000 reseñas** del corpus depurado para el análisis emocional, utilizando una semilla fija de 123 para favorecer la reproducibilidad del procedimiento. Las emociones fueron identificadas mediante el paquete *syuzhet* de R y el NRC Emotion Lexicon, siguiendo un enfoque de análisis léxico utilizado en estudios de minería de texto y análisis de sentimientos [19], [21]. La selección aleatoria permitió realizar el procesamiento sobre un subconjunto del corpus sin establecer criterios de inclusión asociados con el contenido o la valoración de las reseñas. Las frecuencias obtenidas corresponden a las asociaciones léxicas identificadas para cada categoría emocional y no al número de reseñas clasificadas individualmente en cada emoción.

Fase 3. Modelado temático

Finalmente, se aplicó la técnica Latent Dirichlet Allocation (LDA) para identificar los principales temas presentes en las reseñas. Este método probabilístico permite descubrir estructuras temáticas latentes en grandes colecciones de documentos a partir de patrones de distribución y coocurrencia de términos, y ha sido utilizado junto con técnicas de minería de texto para analizar experiencias expresadas por usuarios en entornos digitales [21], [22].

Para esta fase se seleccionó aleatoriamente una muestra de 20.000 reseñas. Posteriormente, se eliminaron palabras vacías (*stopwords*), signos de puntuación y términos sin valor semántico. Con los términos resultantes se construyó una matriz documento-término y se estimó un modelo LDA con seis tópicos (k = 6), utilizando una semilla fija de 123 para favorecer la reproducibilidad del procedimiento. La interpretación de los tópicos se realizó a partir de los términos con mayor probabilidad beta y de su coherencia semántica dentro de cada agrupación. La solución de seis tópicos se utilizó con un propósito exploratorio para obtener dimensiones temáticas diferenciables e interpretables de la experiencia de los usuarios.

D. Herramientas de análisis

Todo el procesamiento y análisis de datos se realizó utilizando el software R versión 4.4.3. Se emplearon los paquetes tidyverse para manipulación de datos, tidytext para minería de texto, syuzhet para análisis emocional, topicmodels para modelado temático, tm para procesamiento textual y ggplot2 para visualización de resultados.

La combinación de estas herramientas permitió integrar análisis descriptivos, emocionales y temáticos dentro de un mismo flujo metodológico, facilitando la identificación de patrones de percepción asociados con la experiencia de uso de ChatGPT.

E. Modelo general de investigación



Fig. 1 Procedimiento metodológico del estudio

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

IV. RESULTADOS

A. Distribución de las calificaciones otorgadas por los usuarios

El análisis descriptivo de las 439.173 reseñas que conformaron el corpus después del proceso de depuración permitió caracterizar la percepción general expresada por los usuarios mediante sus calificaciones. La Tabla I presenta la distribución de las valoraciones consideradas en este análisis.

Tabla I

Distribución de calificaciones de los usuarios

Calificación	Frecuencia	Porcentaje (%)
1 estrella	46.014	10,50
2 estrellas	11.900	2,71
3 estrellas	22.297	5,08

4 estrellas	49.848	11,40
5 estrellas	309.114	70,40
Total	**439.173**	**100,00**

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

Los resultados evidenciaron una valoración predominantemente favorable hacia ChatGPT. Las calificaciones de cinco estrellas representaron el 70,4 % de las observaciones incluidas en este análisis, mientras que las valoraciones de una y dos estrellas alcanzaron conjuntamente el 13,21 %. Por su parte, las calificaciones de tres y cuatro estrellas representaron el 16,48 %. Esta distribución muestra una concentración importante de valoraciones en la categoría más alta, aunque también evidencia la presencia de experiencias menos satisfactorias expresadas mediante calificaciones bajas.

B. Análisis emocional de las reseñas

El análisis emocional se realizó sobre la muestra aleatoria de 50.000 reseñas descrita en la metodología. La aplicación del NRC Emotion Lexicon permitió identificar la frecuencia de asociaciones léxicas correspondientes a las categorías emocionales presentes en los textos analizados. La Figura 2 muestra la distribución obtenida para las diez categorías consideradas.

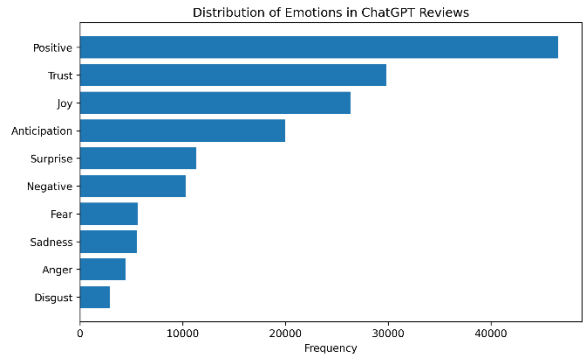


Fig. 2 Distribución de emociones en reseñas de ChatGPT

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

Los resultados mostraron un predominio de categorías emocionales positivas. La categoría *positive* registró la mayor frecuencia, con 46.533 menciones, seguida de *trust* (29.823), *joy* (26.373) y *anticipation* (19.996). Por otra parte, entre las categorías de valencia negativa se identificaron *negative* (10.310), *fear* (5.627), *sadness* (5.533) y *anger* (4.394). La diferencia observada entre ambos grupos evidencia una mayor presencia de términos asociados con emociones favorables en la muestra analizada.

Tabla II

Distribución de emociones identificadas mediante NRC Emotion Lexicon

Emoción	Frecuencia
Positive	46.533
Trust	29.823
Joy	26.373
Anticipation	19.996
Surprise	11.308
Negative	10.310
Fear	5.627
Sadness	5.533
Anger	4.394
Disgust	2.927

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

La distribución emocional observada sugiere que la experiencia de uso de ChatGPT se caracteriza por una fuerte presencia de confianza y satisfacción, coexistiendo con manifestaciones de inconformidad derivadas de determinadas experiencias negativas.

C. Términos más frecuentes en las reseñas negativas sobre ChatGPT

Con el propósito de identificar los principales elementos asociados con experiencias desfavorables de uso, se analizaron los términos más frecuentes presentes en las 57.914 reseñas con calificaciones de una o dos estrellas. La Figura 3 presenta las palabras con mayor frecuencia dentro de este subconjunto.

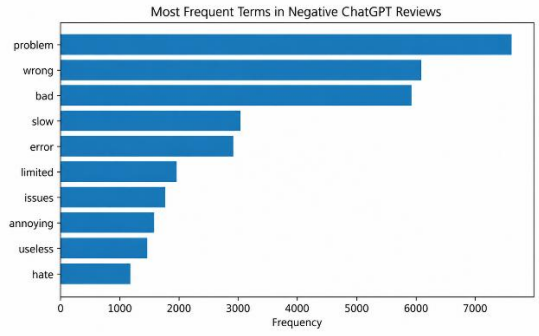


Fig. 3. Términos más frecuentes en las reseñas negativas sobre ChatGPT

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

Los términos con mayor frecuencia fueron *problem* (7.618 menciones), *wrong* (6.091), *bad* (5.925), *slow* (3.039) y *error* (2.911). También se identificaron términos como *limited*, *issues*, *annoying*, *useless* y *hate*. En conjunto, este vocabulario muestra que las reseñas negativas contienen referencias recurrentes a problemas percibidos en el funcionamiento de la herramienta, respuestas consideradas incorrectas, lentitud y limitaciones de uso.

D. Identificación de tópicos mediante modelado LDA

El modelado temático mediante LDA se aplicó a la muestra aleatoria de 20.000 reseñas descrita en la metodología. El modelo permitió identificar seis agrupaciones temáticas a partir de la distribución probabilística de los términos. La Tabla III presenta la denominación interpretativa asignada a cada tópico y los términos con mayor probabilidad beta asociados con cada uno.

Tabla III
Interpretación de los tópicos identificados mediante modelado LDA

Tópico	Denominación propuesta	Principales términos
T1	Funcionalidades, actualizaciones y limitaciones	time, answer, free, image, update, voice, wrong, version, images, limit
T2	Calidad de respuestas e interacción	chatgpt, answers, questions, tool, experience, understand, accurate, recommend, language, friendly
T3	Utilidad percibida de la inteligencia artificial	ai, chat, gpt, helps, information, application, lot, super, perfect, helped
T4	Aplicación y uso académico	app, nice, students, study, excellent, question, happy, wonderful, student
T5	Funcionalidades y expresiones multilingües	hai, aap, bahut, photo, star, download, bad, ki, ka, bhi
T6	Satisfacción y recomendación	helpful, love, amazing, life, easy, friend, awesome, apps, fast, google

Fuente: Elaboración propia con base en datos de reseñas de usuarios de ChatGPT obtenidos de Kaggle y procesados mediante técnicas de minería de texto en R.

El Tópico 1 agrupó términos vinculados con funcionalidades, actualizaciones y restricciones de uso, entre ellos *image*, *update*, *voice*, *version* y *limit*. El Tópico 2 concentró vocabulario relacionado con la interacción y la evaluación de las respuestas, como *answers*, *questions*, *experience*, *understand* y *accurate*. Por su parte, el Tópico 3 reunió expresiones asociadas con ayuda, información y utilidad percibida, representadas por términos como *helps*, *information*, *application* y *helped*.

El Tópico 4 incorporó términos relacionados con la aplicación y el contexto académico, entre ellos *students*, *study*, *question* y *student*. El Tópico 5 presentó una composición más heterogénea, con referencias a funcionalidades como *photo* y *download*, una valoración negativa representada por *bad* y diferentes expresiones multilingües. Debido a esta heterogeneidad léxica, su interpretación debe realizarse con mayor cautela. Finalmente, el Tópico 6 mostró una concentración de términos de valoración favorable y facilidad de uso, como *helpful*, *love*, *amazing*, *easy* y *awesome*.

En conjunto, el modelado temático permitió identificar dimensiones relacionadas con las funcionalidades de la aplicación, la calidad de la interacción, la utilidad percibida, los usos académicos y las valoraciones de la experiencia. La coexistencia de vocabulario favorable y desfavorable proporciona la base empírica para examinar, en la sección de discusión, la relación entre aceptación tecnológica y experiencias de frustración durante el uso de ChatGPT.

V. DISCUSIÓN

Los resultados muestran una percepción predominantemente favorable hacia ChatGPT, reflejada tanto en la concentración de calificaciones altas como en la presencia de términos asociados con emociones positivas. Este hallazgo puede interpretarse a la luz del Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM), según el cual la utilidad percibida y la facilidad de uso desempeñan un papel relevante en la aceptación de una tecnología [4]. Aunque las reseñas analizadas no constituyen una medición directa de estos constructos, expresiones asociadas con ayuda, facilidad y satisfacción sugieren que parte de la experiencia favorable de los usuarios se relaciona con el valor que encuentran en la herramienta para resolver diferentes necesidades.

Esta interpretación también guarda relación con UTAUT y UTAUT2, modelos que incorporan factores como la expectativa de desempeño, la expectativa de esfuerzo y el hábito para explicar la adopción y continuidad de uso de una tecnología [5], [6]. En las reseñas analizadas, la presencia recurrente de términos como *helpful*, *easy*, *amazing* y *fast* permite reconocer experiencias que pueden vincularse con algunos de estos factores, aunque los resultados deben entenderse como asociaciones interpretativas derivadas del contenido de las reseñas y no como una comprobación directa de dichos modelos. Estudios recientes sobre la adopción de inteligencia artificial generativa también han señalado la importancia de la utilidad, el desempeño esperado y las experiencias de uso en la aceptación de estas herramientas [1], [3], [10], [11].

La confianza constituye otro resultado relevante. Después de la categoría positiva general, *trust* presentó una de las mayores frecuencias en el análisis emocional, con 29.823 menciones. Este resultado coincide con estudios que han identificado la confianza como un elemento importante en la aceptación de

sistemas basados en inteligencia artificial [8]. Asimismo, Bunduchi et al. [7] plantean que la aceptación de tecnologías emergentes también está relacionada con la legitimidad que los usuarios les atribuyen. En este sentido, la presencia recurrente de vocabulario asociado con confianza en las reseñas analizadas sugiere que la valoración de ChatGPT no depende únicamente de su funcionalidad, sino también de la seguridad y credibilidad que los usuarios perciben durante la interacción.

Sin embargo, el predominio de valoraciones favorables no elimina la presencia de experiencias negativas. Términos como *problem*, *wrong*, *bad*, *slow* y *error* aparecieron con frecuencia en las reseñas negativas y muestran que una parte de los usuarios experimentó dificultades relacionadas con respuestas incorrectas, problemas de funcionamiento, lentitud o limitaciones de la herramienta. Hallazgos similares han sido reportados en investigaciones sobre percepciones y experiencias con sistemas de inteligencia artificial, en las que las respuestas insatisfactorias y las limitaciones percibidas afectan la valoración de la interacción [15]–[17]. En este estudio, estos patrones se interpretan como expresiones de **frustración algorítmica**, entendida como la experiencia negativa que surge cuando el desempeño percibido del sistema no responde a las expectativas del usuario.

La coexistencia de confianza y frustración resulta especialmente relevante porque muestra que la percepción de una herramienta de inteligencia artificial no necesariamente se construye en términos exclusivamente positivos o negativos. Un usuario puede reconocer la utilidad de ChatGPT y, al mismo tiempo, experimentar insatisfacción frente a respuestas imprecisas, restricciones o fallos de funcionamiento. Esta coexistencia ayuda a comprender por qué la aceptación de una tecnología puede mantenerse aun cuando la experiencia de uso presente episodios desfavorables. Desde esta perspectiva, la confianza puede favorecer la continuidad de uso, mientras que la percepción de riesgo o la aparición de resultados inesperados puede introducir cautela en las decisiones posteriores del usuario [13].

El modelado temático complementó estos hallazgos al mostrar que la experiencia de los usuarios no se concentra en una única dimensión. Los seis tópicos identificados reúnen aspectos relacionados con funcionalidades y actualizaciones, calidad de las respuestas, utilidad percibida, usos académicos, características específicas de la aplicación y satisfacción con la experiencia. Particularmente, la presencia simultánea de términos asociados con ayuda y facilidad de uso, junto con referencias a errores, respuestas incorrectas y limitaciones, refuerza la idea de una experiencia heterogénea. De esta manera, el análisis temático permite reconocer matices que no serían visibles si la percepción de ChatGPT se examinara únicamente a partir de las calificaciones otorgadas por los usuarios.

El uso combinado de análisis emocional y modelado temático permitió, además, aproximarse a las percepciones de los usuarios desde dimensiones complementarias. Esta estrategia guarda relación con investigaciones recientes que han utilizado minería de texto para extraer emociones, identificar patrones de percepción y analizar experiencias expresadas en grandes volúmenes de contenido generado por usuarios, como los trabajos de Oprea y Bâra [19], Li et al. [18] y Alzate et al. [20]. En el presente estudio, la combinación de estas técnicas permitió contrastar la valoración general expresada mediante las calificaciones con el contenido emocional y temático presente en las reseñas, ofreciendo una lectura más amplia de la experiencia de uso.

Desde una perspectiva práctica, los resultados sugieren que mantener una valoración favorable de ChatGPT no depende únicamente de ampliar sus funcionalidades. La recurrencia de términos relacionados con errores, lentitud, respuestas incorrectas y limitaciones indica que la experiencia del usuario también puede verse afectada por la distancia entre lo que espera obtener y el desempeño que finalmente percibe. Para los desarrolladores y gestores de este tipo de herramientas, reducir esa distancia implica prestar atención no solo a la capacidad técnica del sistema, sino también a la claridad con la que se comunican sus alcances y limitaciones. En contextos educativos y profesionales, estos resultados también resaltan la conveniencia de promover un uso crítico de las respuestas generadas por IA, especialmente cuando la precisión de la información resulta determinante.

Los resultados deben interpretarse considerando las características de la fuente de información utilizada. Las reseñas disponibles en Kaggle permiten examinar un volumen amplio de experiencias expresadas por usuarios, pero no representan necesariamente a la totalidad de las personas que utilizan ChatGPT ni permiten establecer diferencias entre perfiles de usuario, contextos de uso o regiones. Asimismo, el análisis emocional y el modelado temático se realizaron sobre muestras aleatorias del corpus. Por esta razón, futuros estudios podrían contrastar los patrones identificados utilizando otras fuentes de datos, diferentes plataformas o muestras segmentadas según características de uso. También sería pertinente comparar las percepciones hacia ChatGPT con las generadas por otros sistemas de inteligencia artificial, como Gemini, con el propósito de determinar qué patrones son comunes a este tipo de herramientas y cuáles pueden estar asociados con características particulares de cada plataforma.

Finalmente, las percepciones hacia las herramientas de inteligencia artificial pueden modificarse a medida que aparecen nuevas versiones, funcionalidades y condiciones de uso. Por ello, una extensión de esta investigación sería incorporar una perspectiva longitudinal que permita analizar las reseñas según su fecha de publicación y observar posibles variaciones en la confianza, la satisfacción y las expresiones de frustración a lo largo del tiempo. Este tipo de análisis permitiría

examinar si determinados cambios se mantienen de manera relativamente estable o si responden a momentos específicos, como actualizaciones, incorporación de nuevas funcionalidades o modificaciones en las condiciones de acceso a la herramienta.

VI. CONCLUSIONES

El estudio permitió analizar las percepciones de los usuarios hacia ChatGPT a partir de contenido generado espontáneamente en reseñas digitales, integrando análisis descriptivo, análisis emocional y modelado temático. Los resultados muestran una valoración predominantemente favorable de la herramienta, acompañada por una presencia importante de expresiones asociadas con confianza, alegría y anticipación. Esta tendencia también se observa en los tópicos relacionados con utilidad, ayuda, facilidad de uso y satisfacción, lo que evidencia el valor que los usuarios encuentran en ChatGPT para diferentes actividades y contextos de uso.

Sin embargo, la experiencia de los usuarios no es completamente homogénea. Las reseñas negativas contienen referencias recurrentes a problemas, respuestas incorrectas, lentitud, errores y limitaciones. Estos hallazgos permiten reconocer la presencia de experiencias de frustración algorítmica, entendidas en este estudio como situaciones en las que el desempeño percibido de la herramienta no responde a las expectativas del usuario. De esta manera, confianza y frustración pueden coexistir dentro de la experiencia de uso: una persona puede valorar la utilidad de ChatGPT y mantener una percepción favorable de la herramienta, aun cuando encuentre dificultades o resultados que no satisfagan plenamente sus expectativas.

Desde el punto de vista metodológico, la combinación de minería de texto, análisis emocional y modelado temático permitió examinar diferentes dimensiones de la experiencia expresada por los usuarios. Mientras las calificaciones ofrecieron una visión general de la valoración de la herramienta, el análisis emocional permitió reconocer las categorías afectivas presentes en las reseñas y el modelo LDA facilitó la identificación de temas relacionados con funcionalidades, calidad de las respuestas, utilidad, usos académicos y satisfacción. Esta integración permitió obtener una lectura más amplia de las percepciones que la que podría alcanzarse mediante el análisis aislado de las calificaciones.

Los hallazgos también tienen implicaciones prácticas. La aceptación de una herramienta de inteligencia artificial no depende exclusivamente de incorporar nuevas funcionalidades, sino también de la experiencia que se genera durante su utilización. Reducir errores percibidos, mejorar la calidad y oportunidad de las respuestas y comunicar con claridad las capacidades y limitaciones del sistema pueden contribuir a disminuir experiencias de frustración. En contextos educativos y profesionales, los resultados también ponen de manifiesto la importancia de utilizar estas herramientas de manera crítica, particularmente cuando las decisiones dependen de la precisión y confiabilidad de la información generada.

Los resultados deben interpretarse considerando las limitaciones del estudio. Las reseñas proceden de un conjunto de datos disponible en Kaggle y, por tanto, no permiten afirmar que los patrones identificados representen a la totalidad de los usuarios de ChatGPT. Asimismo, el análisis emocional y el modelado temático se realizaron sobre muestras aleatorias del corpus, por lo que sus resultados corresponden a los subconjuntos analizados. El carácter exploratorio de la solución LDA utilizada también implica que los seis tópicos identificados constituyen una forma de organizar e interpretar los patrones encontrados y no una estructura temática única o definitiva.

Como líneas futuras de investigación, sería pertinente analizar la evolución de las percepciones a lo largo del tiempo para establecer si la confianza, la satisfacción y las expresiones de frustración varían ante nuevas versiones, funcionalidades o cambios en las condiciones de uso. También sería útil contrastar los resultados utilizando otras fuentes de información y diferentes perfiles de usuarios. Finalmente, la comparación con otros sistemas de inteligencia artificial generativa, como Gemini, permitiría explorar cuáles de los patrones identificados son comunes a este tipo de tecnologías y cuáles podrían estar asociados con características específicas de ChatGPT.

REFERENCIAS

[1] A. Strzelecki, "Students' acceptance of ChatGPT in higher education: An extended unified theory of acceptance and use of technology," *Innovative Higher Education*, vol. 49, pp. 223–245, 2024, doi: 10.1007/s10755-023-09686-1.

[2] Á. Hernández-Tamurejo, R. Bužinskienė, B. Barbosa, A. Miceikienė, and J. R. Saura, "Generative artificial intelligence use in the workplace: Implications for management practice," *Review of Managerial Science*, 2025, doi: 10.1007/s11846-025-00949-z.

[3] P. Agnihotri and S. Chen, "Understanding university students' adoption of ChatGPT: A TAM-based exploration of key factors," *E&M Economics and Management*, vol. 28, no. 4, pp. 211–226, 2025, doi: 10.15240/tul/001/2025-5-023.

[4] F. D. Davis, "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology," *MIS Quarterly*, vol. 13, no. 3, pp. 319–340, 1989, doi: 10.2307/249008.

[5] V. Venkatesh, M. G. Morris, G. B. Davis, and F. D. Davis, "User acceptance of information technology: Toward a unified view," *MIS Quarterly*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, 2003, doi: 10.2307/30036540.

[6] V. Venkatesh, J. Y. L. Thong, and X. Xu, "Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology," *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 1, pp. 157–178, 2012, doi: 10.2307/41410412.

[7] R. Bunduchi, D.-A. Sitar-Tăut, and D. Mican, "A legitimacy-based explanation for user acceptance of controversial technologies: The case of generative AI," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 215, Art. no. 124095, 2025, doi: 10.1016/j.techfore.2025.124095.

[8] K. D. V. Prasad and T. De, "Generative AI as a catalyst for HRM practices: Mediating effects of trust," *Humanities and Social Sciences Communications*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1362, 2024, doi: 10.1057/s41599-024-03842-4.

[9] S. Verma, N. Kashive, and A. Gupta, "Examining predictors of generative-AI acceptance and usage in academic research: A sequential mixed-methods approach," *Benchmarking*, vol. 33, no. 6, pp. 1821–1849, 2026, doi: 10.1108/BIJ-07-2024-0564.

[10] J. Gao, A. P. Opute, C. Jawad, and M. Zhan, "The influence of artificial intelligence chatbot problem solving on customers' continued usage intention in e-commerce platforms: An expectation-confirmation model approach," *Journal of Business Research*, vol. 200, Art. no. 115661, 2025, doi: 10.1016/j.jbusres.2025.115661.

[11] J. T. K. Phua, H.-F. Neo, and C.-C. Teo, "Evaluating the impact of artificial intelligence tools on enhancing student academic performance: Efficacy amidst security and privacy concerns," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 9, no. 5, Art. no. 131, 2025, doi: 10.3390/bdcc9050131.

[12] M. Arce-Urriza, R. Chocarro, M. Cortiñas, and G. Marcos-Matás, "From familiarity to acceptance: The impact of generative artificial intelligence on consumer adoption of retail chatbots," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 84, Art. no. 104234, 2025, doi: 10.1016/j.jretconser.2025.104234.

[13] W.-K. Moon, X. Wei, H. Overton, and J. K. Kim, "Between innovation and caution: How consumers' risk perception shapes AI product decisions," *Journal of Current Issues and Research in Advertising*, vol. 47, no. 2, pp. 157–180, 2026, doi: 10.1080/10641734.2025.2468474.

[14] M. S. Hossain, "Emotional drivers of sustainable AI adoption: A sentiment analysis of early user feedback on the DeepSeek app," *Sustainable Futures*, vol. 10, Art. no. 100947, 2025, doi: 10.1016/j.sftr.2025.100947.

[15] C. Graham and R. Stough, "Consumer perceptions of AI chatbots on Twitter (X) and Reddit: An analysis of social media sentiment and interactive marketing strategies," *Journal of Research in Interactive Marketing*, vol. 19, no. 7, pp. 1096–1124, 2025, doi: 10.1108/JRIM-05-2024-0237.

[16] A. B. Mahmoud, V. Kumar, and S. Spyropoulou, "Identifying the public's beliefs about generative artificial intelligence: A big data approach," *IEEE Transactions on Engineering Management*, vol. 72, pp. 827–841, 2025, doi: 10.1109/TEM.2025.3534088.

[17] Z. Bian and C. Che, "How AI overview of customer reviews influences consumer perceptions in e-commerce?," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 4, Art. no. 315, 2025, doi: 10.3390/jtaer20040315.

[18] L. Li, P. Sun, K. A. Law, S. Ray, and M. S. Hossain, "Operationalizing the technology acceptance model with large language models: A framework for strategic insights from user reviews," *International Journal of Engineering Business Management*, 2026, doi: 10.1177/18479790261459263.

[19] S.-V. Oprea and A. Bâra, "Extracting emotions from customer reviews using text mining, large language models and fine-tuning strategies," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 3, Art. no. 221, 2025, doi: 10.3390/jtaer20030221.

[20] M. Alzate, P. Vidaurreta-Apesteguia, A. Morales-Garzón, and K. Gutiérrez-Batista, "Forecasting user perceptions of mHealth apps: AI-driven insights from large-scale user-generated content," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 223, Art. no. 124427, 2026, doi: 10.1016/j.techfore.2025.124427.

[21] V. H. Pranatawijaya, N. N. K. Sari, R. A. Rahman, E. Christian, and S. Geges, "Unveiling user sentiment: Aspect-based analysis and topic modeling of ride-hailing and Google Play app reviews," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 10, no. 3, pp. 328–339, 2024, doi: 10.20473/jisebi.10.3.328-339.

[22] J. Yi, Y. K. Oh, and J.-M. Kim, "Unveiling the drivers of satisfaction in mobile trading: Contextual mining of retail investor experience through BERTopic and generative AI," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 82, Art. no. 104066, 2025, doi: 10.1016/j.jretconser.2024.104066.