

1. Anexos

Nombre	Año	Autores	Palabra-clave	Técnica-de-sentimiento	Aportes	Pros y-Contras	Técnica-de-recomendacion
Music Recommendation System Using Python	2024	Mihir Kumar Ranjan, Manikant Thakur, Aman Sharma, Dr. Namrata Dhanda	Content-based Filtering, Collaborative Filtering, Cosine Similarity, TfidfVectorizer, NLP, Machine Learning	No se enfoca en análisis de emociones, pero emplea filtrado basado en contenido y colaborativo para recomendaciones musicales	1.Propuesta de un sistema de recomendación de música utilizando Python y algoritmos de aprendizaje automático. 2.Uso de filtrado colaborativo y basado en contenido para mejorar la personalización. 3.Implementación de algoritmos como Cosine Similarity y TF-IDF para comparar características de las canciones. 4.Integración con APIs como Spotify (Spotipy) para enriquecer la información de las canciones recomendadas. 5.Uso de Streamlit para proporcionar una interfaz interactiva donde los usuarios pueden obtener recomendaciones musicales.	Pros: - No necesita historial previo del usuario. - Recomendaciones precisas en dominios de texto (canciones, libros, noticias). Contras: - No considera el contexto emocional del usuario. - Puede generar recomendaciones repetitivas sin suficiente diversidad.	Filtrado Basado en Contenido y Colaborativo con Cosine Similarity y TF-IDF

Vizier: un sistema de reco- menda- ción genérico y multi- dimen- sional	2011	Andrea Barraza- Urbina- Angela Carrillo Ramos	Sistemas de Recomen- dación, Multi- Agente- , Personali- zación, Adapta- ción, Contexto	No aplica porque tiene enfoco en recomen- dación	1.Utiliza un modelo de recomendación genérico y multidimensional, considerando el usuario, el contexto y el producto. 2.El motor de recomendación selecciona dinámicamente la mejor técnica de recomendación en función del contexto del usuario. 3. si no hay datos previos del usuario, el sistema aplica reglas genéricas basadas en los estados emocionales de Ekman para recomendar contenido apropiado.	Pros: -Capacidad de incorporar múltiples técnicas de recomendación dentro de un mismo sistema. -Uso de perfiles contextuales y reglas predefinidas para mejorar la personalización sin necesidad de historial del usuario. Contras: -No incluye un mecanismo predefinido para evaluar la precisión de las recomendaciones. -La implementación inicial solo fue validada en un sistema de recomendación de música (ZoundBeat), lo que limita su generalización.	Sistema Multi- Agente con Recomen- daciones Multidi- mensiona- les (Recomen- dación en reglas pre- definidas).
--	------	--	---	---	--	--	--

Diseño y Validación de Modelos para Sistemas de Recomendación	2012	Sergio Cleger Tamayo	Filtrado Colaborativo, Recomendación Demográfica	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Se basa en datos demográficos como edad, género, ubicación y ocupación para realizar recomendaciones personalizadas.	Pros: -No requiere historial previo del usuario, útil para nuevos usuarios (cold start problem). -Fácil de implementar en sistemas con datos demográficos bien estructurados. Contras:-Supone que usuarios con características demográficas similares tienen intereses similares, lo cual puede no siempre ser cierto.	Recomendación Demográfica
---	------	----------------------	--	---	---	--	---------------------------

The Analysis of Emotion-Aware Personalized Recommendations via Multi-modal Data Fusion in the Field of Art	2025	Taiyu Xiu, Yin Sun, Xuan Zhang, Yunting Gao, Jieting Wu, Abby Yurong Zhang, Hongming Li	Multimodal Data Fusion, Personalized Recommendations, Consumer Behavior, Sentiment Analysis, IoT Data Analytics	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Combina señales fisiológicas (frecuencia cardíaca, conductancia de la piel) con texto, voz y video para identificar estados emocionales en tiempo real. 2. Integra estas emociones con información demográfica (edad, género, ubicación) para generar recomendaciones personalizadas.	Pros:-Personalización avanzada al combinar emociones con datos demográficos, proporcionando recomendaciones más relevantes. contras: La integración de datos de múltiples fuentes requiere un procesamiento computacional alto.	Recomendación basada en datos demográficos y emociones mediante fusión multimodal de datos (EPR-IoT)
--	------	---	---	---	---	---	--

Enhanced Product Recommendations based on Seasonality and Demography in E-commerce	2020	Keerthika K, Saravanan T	Filtrado colaborativo, Estacionalidad, Demografía	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1.Introduce la variable de estacionalidad en las recomendaciones, asociando productos con patrones de compra estacionales. 2.Incorpora datos demográficos como edad, ubicación y género para personalizar recomendaciones. 3.Utiliza una combinación de filtrado basado en contenido y filtrado colaborativo para mejorar la diversidad y precisión.	Pros:-Mejora la relevancia de las recomendaciones al considerar estacionalidad y características demográficas. -Reduce el problema de sobre-especialización en sistemas tradicionales. Contras:-La estacionalidad puede no ser relevante para todos los productos. -Requiere una gran cantidad de datos históricos para obtener predicciones precisas.	Sistema de recomendación híbrido basado en estacionalidad y demografía
implementación de un Sistema de Recomendaciones de frases basado en el algoritmo Slope One	2005	Daniel Lemire, Anna Maclachlan	Filtrado Colaborativo, Slope One, Personalización	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1.Utiliza la diferencia promedio de calificación entre pares de ítems para hacer predicciones. 2.Si un usuario ha calificado Item A con 4 estrellas y Item B con 3 estrellas, la diferencia se almacena como +1. 3.Si otro usuario califica Item A con 5 estrellas, se predice que su calificación para Item B será 4 (5-1).	Pros: Fácil de implementar y eficiente en tiempo de consulta. No aumenta significativamente la complejidad computacional. Contras: Aún depende de datos históricos, por lo que sufre de "Cold Start" para nuevos usuarios. Puede volverse menos preciso si los datos están dispersos o mal estructurados.	Filtrado colaborativo, Algoritmo Slope One básico.

A Creative Personalized Recommendation Algorithm- User-based Slope One Algorithm	2012	Shiyu Song, Kejia Wu	Filtrado Colaborativo, Slope One, Personalización, Similitud de Usuarios	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Weighted Slope One: Introduce ponderación basada en el número de usuarios que han calificado un par de ítems, dándole mayor relevancia a las predicciones con más datos. 2. User-based Slope One: Se calcula la similitud entre usuarios usando distancia coseno, y se ponderan las predicciones con base en la similitud del usuario objetivo con otros usuarios.	Pros: - Mejora la precisión al considerar cuántos usuarios han calificado un ítem. - Mayor precisión en la recomendación personalizada. Contras: - Aumenta la complejidad computacional.	Filtrado colaborativo, variables de slope one como User-based Slope One y Weighted Slope One
--	------	----------------------	--	---	---	---	--

A research comparative among association rules algorithms	2016	Rakesh Agrawal, Ramakrishnan Srikant	Data association, Apriori algorithm, Data mining, Association rules, Depth search	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Se combinan ítems frecuentes en conjuntos de tamaño creciente $(n+1, n+2)$. 2. Se generan reglas del tipo X-Y (si ocurre X, entonces ocurre Y con cierta probabilidad). 3. Se calculan medidas como soporte, confianza y lift para filtrar reglas relevantes. - Si un cliente compra "leche" "pan", hay un 80 por ciento de probabilidad de que también compre "mantequilla". Soporte: ocurre un 30 por ciento de las transacciones. Confianza: el 80 por ciento de los que compran leche y pan también compran mantequilla. Lift: 1.5 (Mayor de 1 indica una relación positiva).	Pros: - Maneja grandes volúmenes de datos. - Reduce combinaciones irrelevantes. Contras: - Costoso computacionalmente cuando la base de datos es muy grande.	algoritmo de reglas de asociación Apriori
---	------	--------------------------------------	---	---	---	---	---

Mining frequent patterns without candidate generation	2000	Jiawei Han, Jian Pei, Yiwen Yin	Frequent patterns tree, Association rules	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	Optimización de Apriori utilizando un árbol FP (Frequent Pattern Tree) Reduce la cantidad de escaneos de la base de datos al almacenar información en una estructura compacta de árbol.	Pros: -Más eficiente que Apriori en grandes bases de datos. Contras: -Mayor complejidad en implementación y consumo de memoria.	algoritmo de reglas de asociación Apriori FP-Growth
Scalable Algorithms for Association Mining	2000	Mohammed J. Zaki	Algoritmo Vertical, Reglas de Asociación	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Uso de intersecciones de conjuntos en lugar de escaneos repetitivos. 2. Representa las transacciones en formato vertical y aplica intersecciones para encontrar asociaciones rápidamente.	Pros: Más rápido que Apriori en bases de datos pequeñas. Contras: No escala bien en conjuntos de datos muy grandes.	algoritmo de reglas de asociación Eclat

Analysis of Variants of KNN Algorithm based on Preprocessing Techniques	2018	Vibha, Amit Prakash Singh	Knn,data mining, algorithm Knn,pattern classification	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1.Almacena todos los datos de entrada para su posterior comparación. 2.Para un nuevo dato, se calcula la distancia entre este y todos los puntos de la base de datos utilizando métricas como la distancia Euclidiana, Manhattan o Minkowski. 3.Se eligen los K puntos más cercanos según la métrica de distancia utilizada, El nuevo punto se asigna a la clase mayoritaria entre los vecinos seleccionados.	pros:-Fácil de entender e implementar. -Versátil, aplicable a clasificación y regresión. Contras:- Costoso computacionalmente en bases de datos grandes debido al calcular distancias con todos los puntos - Un K pequeño puede hacer que el modelo sea sensible al ruido, mientras que un K grande puede perder precisión.	KNN Clasificación basada en la similitud con los vecinos más cercanos
A Weighted kNN Approach to Estimate Missing Values	2016	Suhani Sen, Dr. M.N. Das, Rajdeep Chatterjee	Weighted kNN, Imputación de Datos, Machine Learning	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1.En lugar de asignar la misma importancia a todos los vecinos, se pondera la contribución de cada vecino usando la distancia inversa. 2.Combinación con SVM: Se incorpora un vector de pesos basado en Support Vector Machines para mejorar la selección de vecinos.	Pros: -Mayor precisión en comparación con kNN estándar. Reducción del impacto de valores atípicos. Contras: -Mayor costo computacional debido al cálculo adicional de pesos Menos eficiente en datos con alta dimensionalidad.	Weighted Extensión de kNN donde los vecinos tienen diferentes pesos según su proximidad

A fuzzy K-nearest neighbor algorithm	1985	James M. Keller, Michael R. Gray, James A. Givens, Jr.	Lógica Difusa, Aprendizaje Supervisado, Machine Learning	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1.FKNN calcula la distancia entre un punto desconocido y sus K vecinos más cercanos, pero en lugar de asignar una única clase, asigna un grado de pertenencia a cada clase, permite que un dato pertenezca a varias clases. 2.Si un punto tiene una pertenencia baja a todas las clases, puede requerir más datos antes de ser clasificado con confianza.	Pros: - Proporciona una medida de confianza en la clasificación. -Más preciso en datos ambiguos y con ruido. Contras: -Mayor costo computacional comparado con KNN estándar. -Requiere ajuste de parámetros de pertenencia.	Fuzzy KNN (FKNN)
--------------------------------------	------	--	--	---	---	---	------------------

Sistema de Recomendación de Música Sensible al Contexto	2020	F. Andrés Yepes Vélez, Vivian F. López Batista, María N. Moreno	sistemas de recomendación, aspectos emocionales, contexto	No aplica porque tiene enfoque en recomendación	1. Introduce el contexto como una dimensión adicional en la recomendación, pasando a un sistema de 3 dimensiones (Usuario-Ítem-Contexto). - Evalúa el contexto del usuario (estado emocional, temas de interés, ubicación implícita). 2. Determinación del contenido adecuado según la emoción y el tema detectado. 3. Sugerencia de publicaciones, y contenido adaptado en tiempo real. Ejemplo: - Usuario 1: ^Estoy agotado después de un largo día de trabajo... Contexto: Estrés, noche. Recomendación: Podcasts de relajación o contenido sobre productividad. - Usuario 2: "¡Qué felicidad! Hoy logré todas mis metas Contexto: Alegría, tarde. Recomendación: Eventos sociales, videos de celebración, contenido motivacional.	Pros: - Mejora la precisión de las recomendaciones al incluir información externa relevante. - Se adapta a cambios en el entorno del usuario en tiempo real. - Puede mitigar el problema de arranque en frío, ya que no depende del historial del usuario. Contras: - fuentes de datos adicionales para capturar información contextual, Puede hacer suposiciones erróneas si el contexto no se detecta correctamente.	Recomendación Basada en Contexto
---	------	---	---	---	--	--	----------------------------------

Uso de técnicas de minería de opinión para apoyar la generación de recomendaciones de productos a partir de reseñas en idioma español	2018	Carlos Lagos Urbina	Preprocesamiento de datos, minería de datos, sistema de recomendación, minería de opinión, análisis de sentimientos	Clasificación Supervisada con Weka: Se entrenó un modelo con etiquetas manuales para detectar polaridad (positivo, negativo, neutral).	1. Implementación de un sistema de recomendación basado en reseñas textuales. 2. Uso de técnicas de análisis de sentimiento para mejorar la precisión en las recomendaciones. 3. Se agrupan usuarios con preferencias similares para generar recomendaciones.	Pros: - Usa datos textuales para mejorar la personalización sin necesidad de ratings explícitos. - Considera múltiples criterios en la recomendación (multi-criterio). Contras: - Requiere un proceso de etiquetado manual para entrenar los modelos de sentimiento. - Depende de la cantidad y calidad de las reseñas para funcionar bien.	Sistema Multi-Criterio: Considera múltiples aspectos de un ítem en la recomendación, en lugar de solo un rating general.
---	------	---------------------	---	--	--	---	--

Sentimentally Enhanced Conversation Recommender System (SECR)	2025	Fengjin Liu, Qiong Cao, Xianying Huang, Huaiyu Liu	Conversational recommender system, Knowledge graph, Sentiment analysis.	ROBERTA y COMET para análisis semántico de emociones en diálogos.	Análisis de emociones para mejorar recomendaciones, ponderación de entidades según relevancia emocional, integración de introducciones de películas en respuestas del sistema.	Pros: -Mejora la precisión de las recomendaciones al capturar inclinaciones emocionales, respuestas más diversas y enriquecidas en el diálogo. Contras: -Dependencia en la calidad del conocimiento gráfico y de la base de datos de películas.	Basado en un modelo conversacional con integración de análisis de sentimiento, conocimiento gráfico optimizado (MAKG) y técnicas de filtrado de información.
---	------	--	---	---	--	--	--

EARS: Emotion-aware recommender system based on hybrid information fusion	2019	Yongfeng Qian, Yin Zhang, Xiao Ma, Han Yu, Limei Peng	Hybrid information fusion, Emotion-aware intelligent system, Recommender systems, Matrix factorization	Análisis de sentimiento basado en el léxico Senti-WordNet 3.0 y modelo no supervisado para calcular el sesgo emocional de las reseñas de los usuarios.	Fusión de información de redes sociales, calificaciones y reseñas para mejorar las recomendaciones. Modelo híbrido que combina retroalimentación implícita y explícita.	Pros:- Mejora la precisión de las recomendaciones al considerar emociones. -Utiliza múltiples fuentes de datos para recomendaciones más precisas. Contras: - Complejidad computacional y dependencia de la calidad de los datos	Basado en factorización de matrices y filtrado colaborativo con integración de información social y emocional.
Affective recommender systems in online news industry: how emotions influence reading choices	2019	Jan Mizgajski, Mikołaj Morzy	Affective computing, Emotion analysis, Emotion mining, News recommendations	autoevaluación de usuarios sobre artículos de noticias mediante una interfaz de reacciones emocionales.	Introducción del sistema EARS (Emotion Aware Recommender System), integración de emociones en recomendaciones de noticias, validación con datos reales de usuarios.	Pros: -Mejora la precisión de recomendaciones considerando emociones del usuario. Contras: -Dependencia en la autoevaluación de emociones y posibles sesgos de usuario.	Sistema de recomendación híbrido combina filtrado colaborativo con análisis emocional.

Sistema de recomendación de objetos de aprendizaje a través de filtrado colaborativo	2016	Paula Andrea Rodríguez Marín, Ángela María Pérez Zapata, Luis Felipe Londoño Rojas, Néstor Darío Duque Mendez	Filtrado colaborativo, Métricas de similitud, Objetos de aprendizaje, Perfiles de usuario, Sistemas de recomendación	No se menciona una técnica específica de análisis de sentimientos.	Implementación de un modelo de recomendación por filtrado colaborativo utilizando múltiples métricas de similitud para mejorar la identificación de vecinos cercanos. Aplicado a la Federación de Repositorios de Objetos de Aprendizaje Colombiano (FROAC)	Pros: -Mejora la precisión de las recomendaciones al integrar múltiples métricas de similitud. Contras: -Problemas con el .arranque en frío la .ºveja grisquando los datos de usuario son insuficientes.	Filtrado colaborativo basado en memoria con múltiples métricas de similitud como distancia del coseno, overlap y distancia euclidiana
--	------	---	--	--	---	---	---

Sistemas de recomendación de música para grupos	2021	Juan Carlos Carrillo Moraga	Sistemas de recomendación de grupos, Sistemas de recomendación de música, Recuperación de la información	No se menciona una técnica específica de análisis de sentimientos.	Desarrollo de un sistema de recomendación de música para grupos basado en perfiles de usuario y estrategias de agregación de preferencias. Evaluación del sistema utilizando métricas de precisión y recall.	Pros: -Permite generar listas de reproducción grupales basadas en preferencias individuales. Usa datos de la API de Spotify para mejorar recomendaciones. Contras: -Dependencia de la calidad de los datos de usuario y la API. Posibles problemas de consenso dentro del grupo.	Algoritmo híbrido que combina filtrado colaborativo con técnicas de agregación de preferencias grupales. Utiliza datos de Spotify y un modelo de factorización de matrices para mejorar la precisión de las recomendaciones.
---	------	-----------------------------	--	--	--	--	--

Tabla 1: Modelos Pros y Contras
Fuente: Elaboración propia.

Las preguntas para la prueba con Mastodon fueron:

1. El chatbot fue fácil de usar e intuitivo.
2. El inicio de sesión en Mastodon fue claro y sencillo.
3. El diseño visual de la interfaz facilita la interacción.
4. El chatbot detectó correctamente mis emociones en los mensajes/toots.
5. Las recomendaciones (libros, películas o eventos) fueron relevantes para mi estado emocional.
6. La variedad de recomendaciones ofrecidas fue suficiente.
7. El chatbot me ayudó a descubrir contenido que no conocía.
8. Me sentí acompañado o comprendido al interactuar con el chatbot.
9. Recomendaría este chatbot a otras personas.
10. Estoy satisfecho con la experiencia global de usar este chat
- 11.¿Qué mejoras sugerirías para el chatbot?

Las preguntas para la prueba con 7social fueron:

1. La Red social fue fácil de usar e intuitiva.
2. El diseño visual de la interfaz facilita la interacción con la red social.
3. ¿Qué tan satisfecho estás con las funciones de la red social (publicar, borrar,editar)?
4. ¿La red social tiene buena velocidad de carga ?
5. ¿Qué mejoras sugerirías para la red social?
6. ¿El chatbot detectó correctamente mis emociones en los mensajes/toots?.
7. Las recomendaciones (libros, películas o eventos) fueron relevantes para mi estado emocional.
8. La variedad de recomendaciones ofrecidas fue suficiente.
9. Estoy satisfecho con la experiencia global de usar este chat.
10. ¿Qué mejoras sugerirías para el chatbot?

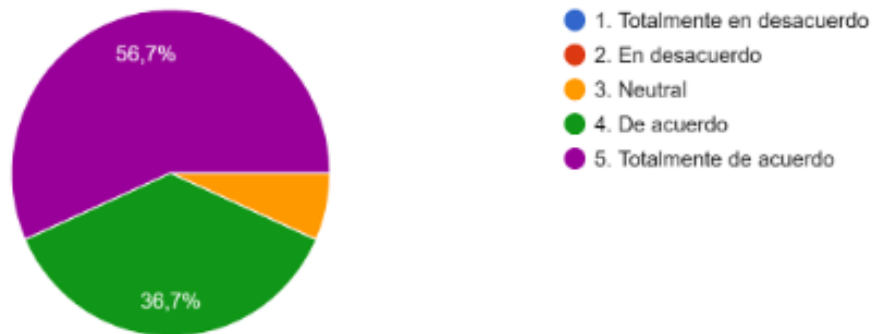
Resultados de las pruebas de mastodon junto a el prototipo de chatbot

A continuación se presentan los resultados obtenidos en diagramas de torta de una muestra de 30 personas, entre personas y estudiantes encuestados. los cuales calificaron a cada pregunta de la siguiente manera:

Pregunta 1 y 2:

1. El chatbot fue fácil de usar e intuitivo.

30 respuestas



2. El inicio de sesión en Mastodon fue claro y sencillo.

30 respuestas

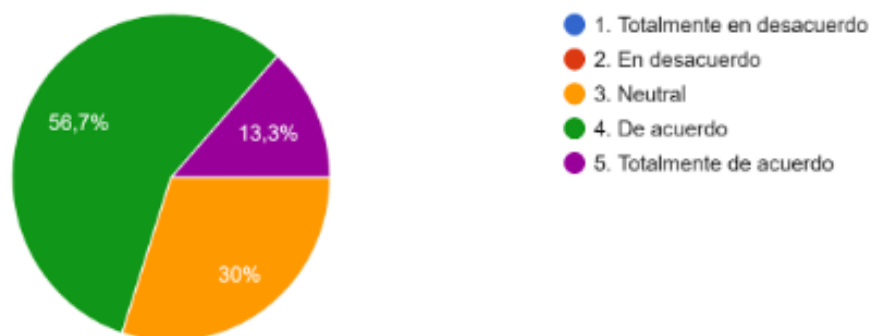
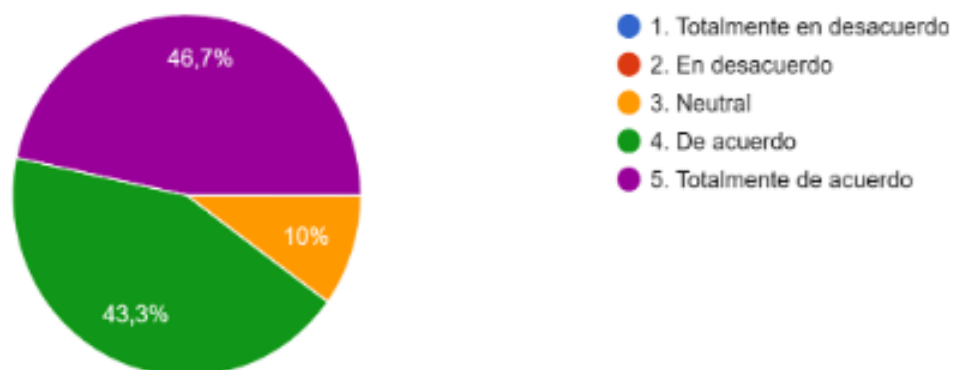


Figura 1: Pregunta 1 y 2 Mastodon
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 3 y 4:

3. El diseño visual de la interfaz facilita la interacción.

30 respuestas



4. El chatbot detectó correctamente mis emociones en los mensajes/toots

30 respuestas

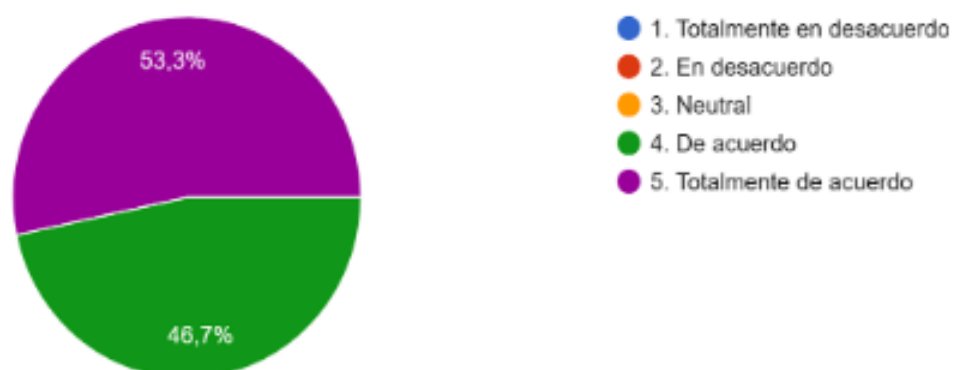
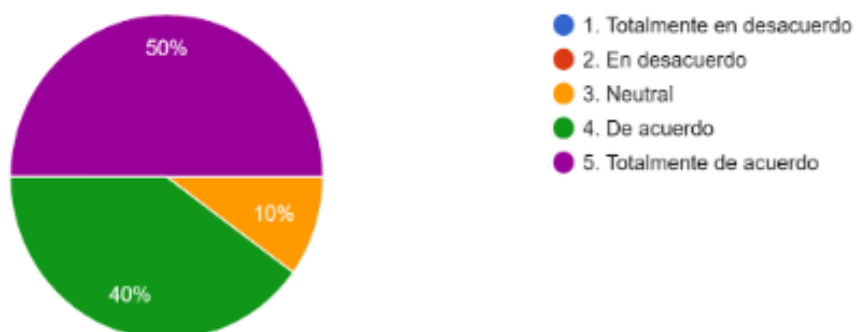


Figura 2: Pregunta 3 y 4 Mastodon
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 5 y 6:

5. Las recomendaciones (libros, películas o eventos) fueron relevantes para mi estado emocional

30 respuestas



6. La variedad de recomendaciones ofrecidas fue suficiente.

30 respuestas

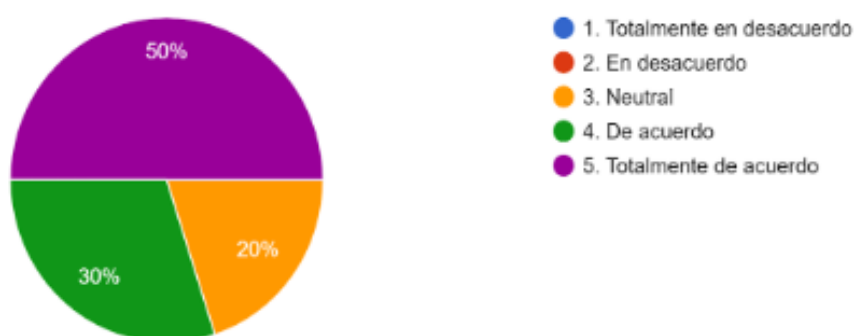


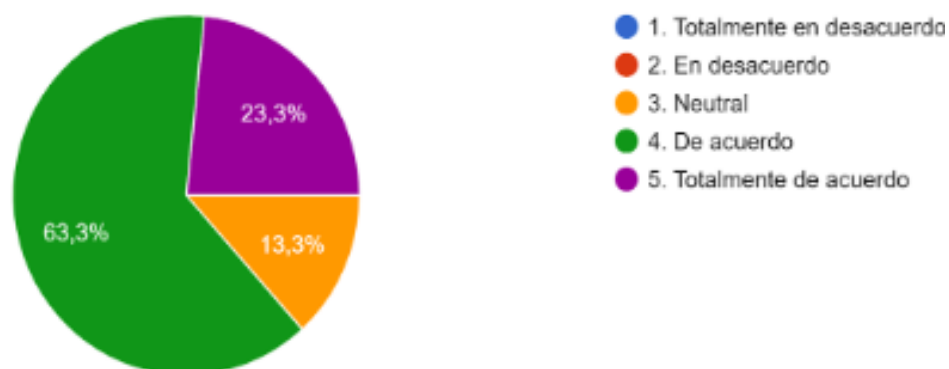
Figura 3: Pregunta 5 y 6 Mastodon

Fuente: Elaboración propia

Pregunta 7 y 8:

7. El chatbot me ayudó a descubrir contenido que no conocía.

30 respuestas



8. Me sentí acompañado o comprendido al interactuar con el chatbot.

30 respuestas

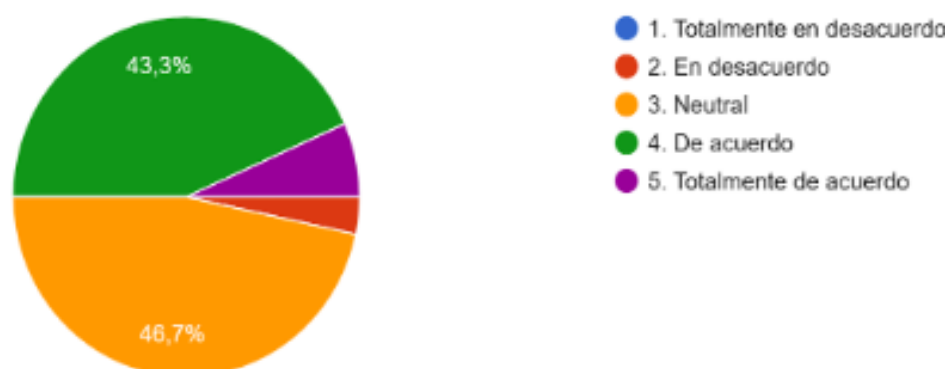
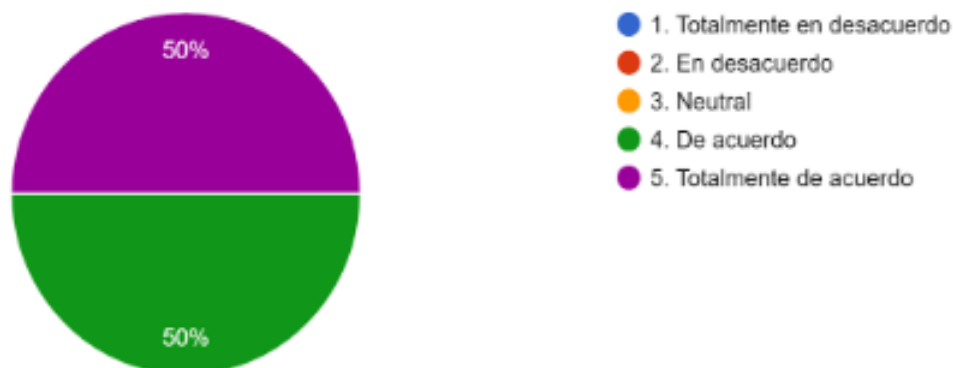


Figura 4: Pregunta 7 y 8 Mastodon
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 9 y 10:

9. Recomendaría este chatbot a otras personas

30 respuestas



10. Estoy satisfecho con la experiencia global de usar este chat

30 respuestas

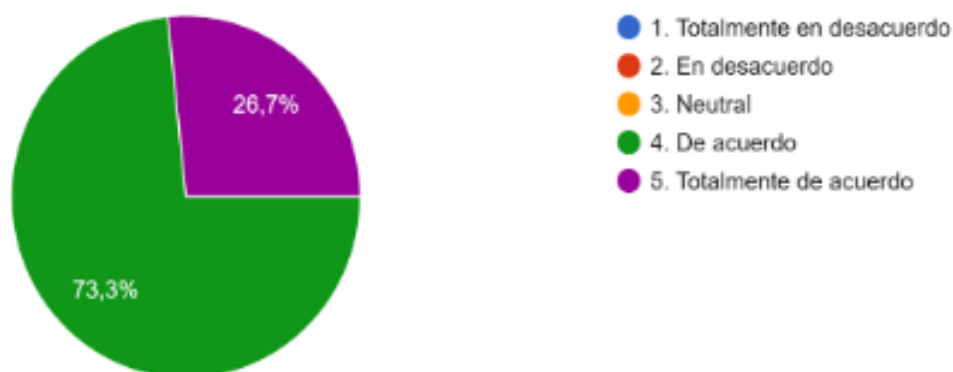


Figura 5: Pregunta 9 y 10 Mastodon
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 11:

¿Qué mejoras sugerirías para el chatbot?

30 respuestas



A screenshot of a survey question titled '¿Qué mejoras sugerirías para el chatbot?' with 30 responses. The responses are listed in a scrollable container with a vertical scrollbar on the right. The responses are as follows:

-
- ninguna
- lo encuentro bien construido y va fluido
- mas variedad en los tipos no solo peliculas libros y eventos , sino tambien musicales etc..
- me parece un chatbot entretenido no le veo mejoras tal vez mas tipos de recomendaciones
- esta bien implementado
- Mejorar capacidad para detectar emociones en textos más complejos
- asignar instrucciones para mejorar el flujo
- mejora en las informaciones sobre el proceso de flujo completo

Figura 6: Pregunta 11 Mastodon

Fuente: Elaboración propia

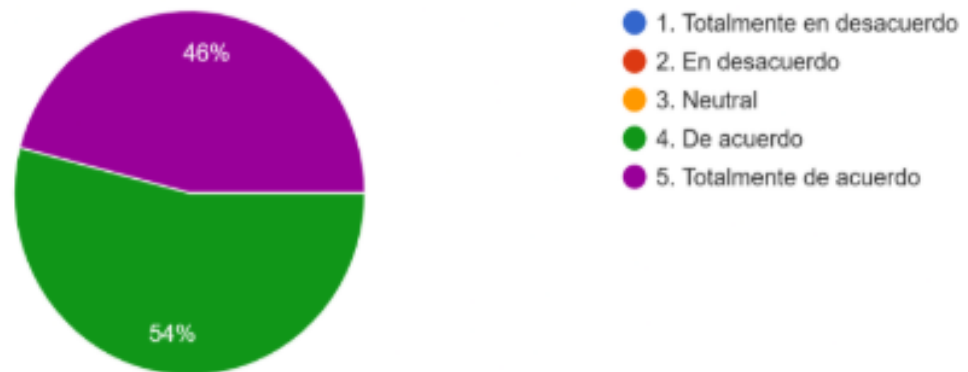
Resultados de las pruebas de red social 7social junto a el prototipo de chatbot

A continuación se presentan los resultados obtenidos en diagramas de torta de una muestra de 50 estudiantes encuestados. los cuales calificaron a cada pregunta de la siguiente manera:

Pregunta 1 y 2:

1. La Red social fue fácil de usar e intuitiva.

50 respuestas



2. El diseño visual de la interfaz facilita la interacción con la red social.

50 respuestas

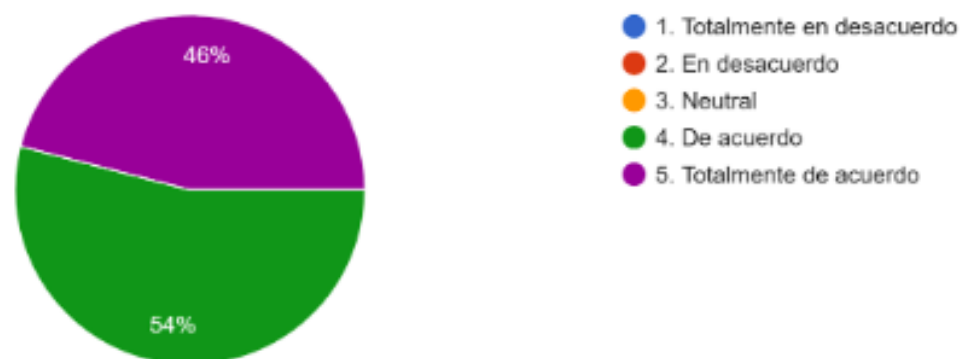
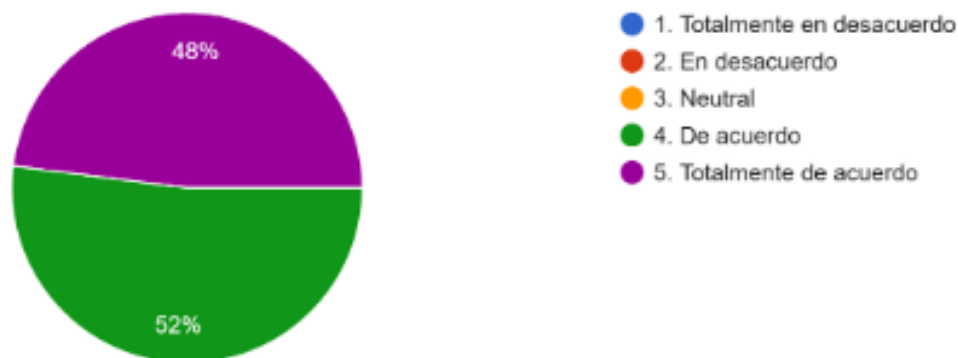


Figura 7: Pregunta 1 y 2 7social
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 3 y 4:

3. ¿Qué tan satisfecho estás con las funciones de la red social (publicar, borrar,editar)?

50 respuestas



4. ¿La red social tiene buena velocidad de carga ?

50 respuestas

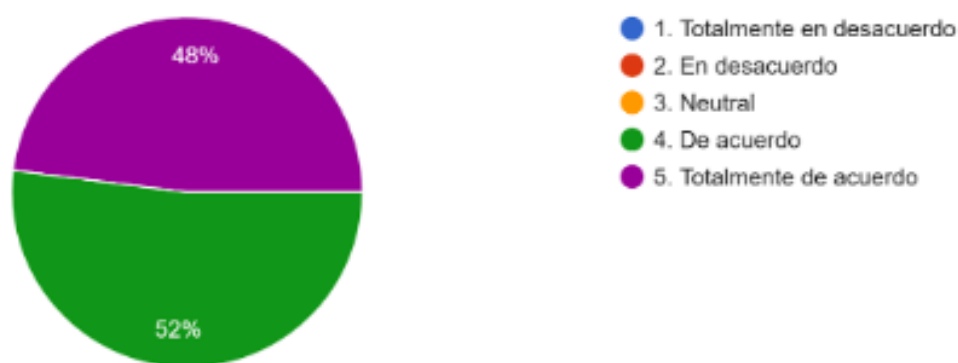


Figura 8: Pregunta 3 y 4 7social

Fuente: Elaboración propia

Pregunta 5:

5. ¿Qué mejoras sugerirías para la red social?

50 respuestas

ninguna
-
N/A
me gusto la interfaz
me parecio que tiene buena interfaz y los colores combinan
Dar como una tabla con datos y analisis
me parece que esta bien
me gusto la interfaz esta bien construida
es rapida la interfaz y bonita no ahi sugerencia

Figura 9: Pregunta 5 7social
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 5: Continuacion

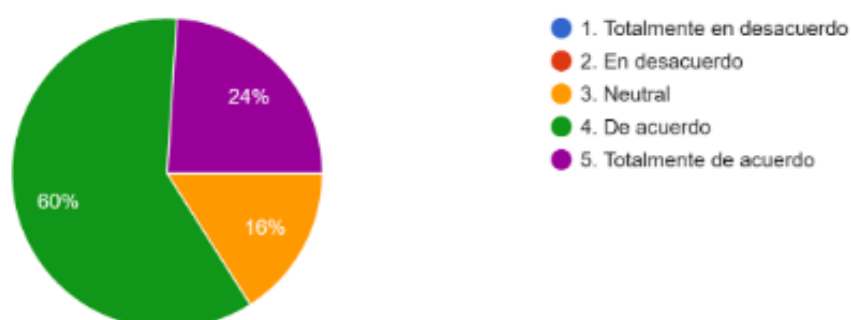
me gusto, le funciona todo editar borrar etc..
Las letras de "titulo" y "publicación" deben ser más claritas o translucidas, debido a que el usuario que cree que tiene que borrar el texto que hay ahí. Ademas sería mejor que estuviera alineadas a la izquierda y no en la mitad como aparece...
ninguna me parece que esta bien la interfaz y es rapida
nada esta bonita la interfaz y facil de usar
Mejor espacio para la cantidad de elementos en pantalla
me parecio estetica
no tengo mejoras.
esta bien me gusto en general esta bn

Figura 10: Pregunta 5 7social Continuacion
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 6 y 7:

6. ¿El chatbot detectó correctamente mis emociones en los mensajes/toots?

50 respuestas



7. Las recomendaciones (libros, películas o eventos) fueron relevantes para mi estado emocional

50 respuestas

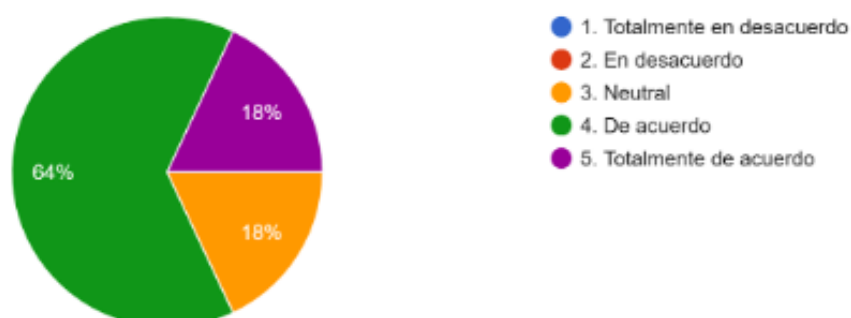
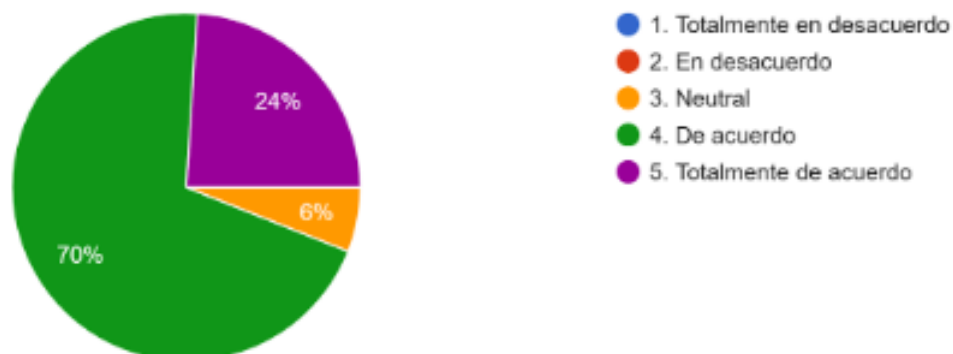


Figura 11: Pregunta 6 y 7 7social
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 8 y 9:

8. La variedad de recomendaciones ofrecidas fue suficiente.

50 respuestas



9. Estoy satisfecho con la experiencia global de usar este chat

50 respuestas

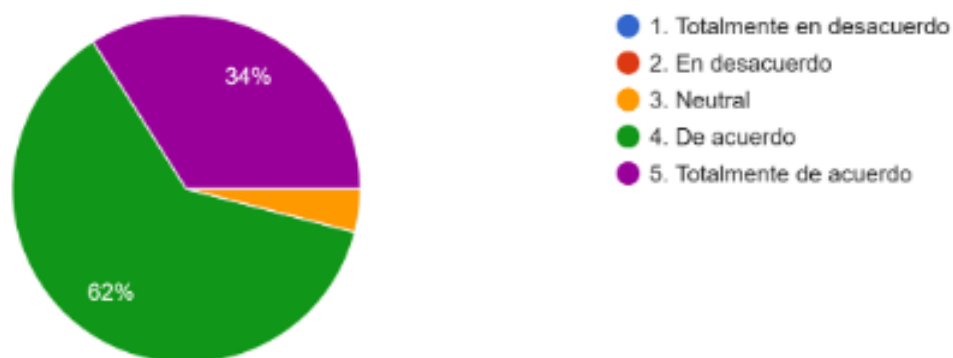


Figura 12: Pregunta 8 y 9 7social
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 10:



Figura 13: Pregunta 10 7social
Fuente: Elaboración propia

Las preguntas de las pruebas de usabilidad de nielsen fueron:

- 1.El chatbot muestra claramente su estado o proceso (por ejemplo, cuando analiza o busca recomendaciones).
- 2.El lenguaje utilizado por el chatbot es natural, claro y fácil de entender.
- 3.Puedo modificar o volver atrás sin dificultad durante la interacción con el chatbot.
- 4.El diseño y los elementos visuales del chatbot son coherentes con el resto de la plataforma 7Social.
- 5.El chatbot evita errores y responde adecuadamente en la mayoría de las interacciones.
- 6.Las opciones o instrucciones del chatbot son visibles y fáciles de identificar.
7. El chatbot responde de forma rápida y se adapta tanto a nuevos como a usuarios frecuentes.
- 8.El diseño visual del chatbot es agradable y sin elementos innecesarios.
- 9.Cuando ocurre un error, el chatbot muestra un mensaje claro y fácil de entender.
10. El sistema ofrece mensajes o guías que orientan al usuario sobre cómo usar el chatbot.
11. ¿Qué mejoras sugerirías para optimizar la facilidad de uso y la experiencia emocional del chatbot en 7Social?

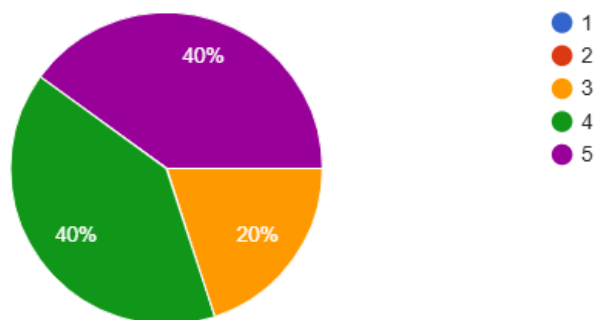
Resultados de las pruebas de usabilidad de nielsen

A continuación se presentan los resultados obtenidos en diagramas de torta de una muestra de 5 egresados profesionales encuestados. los cuales calificaron a cada pregunta de la siguiente manera:

Pregunta 1 y 2:

1.El chatbot muestra claramente su estado o proceso (por ejemplo, cuando analiza o busca recomendaciones).

5 respuestas



2.El lenguaje utilizado por el chatbot es natural, claro y fácil de entender.

5 respuestas

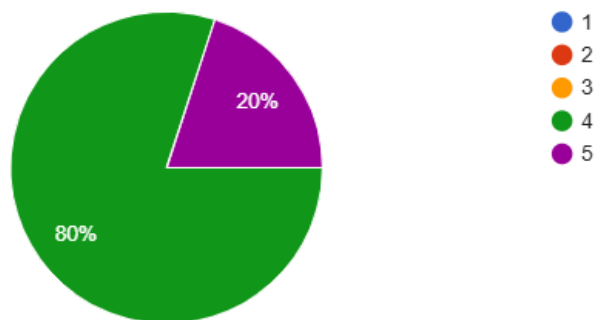


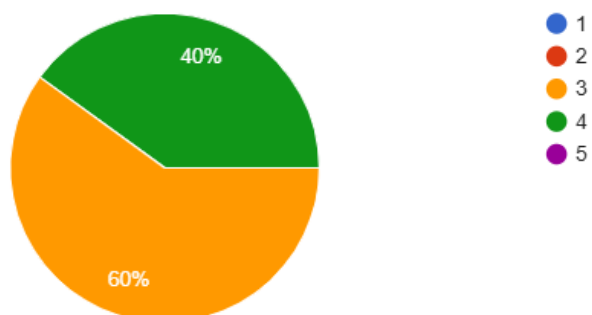
Figura 14: Pregunta 1 y 2

Fuente: Elaboración propia

Pregunta 3 y 4:

3. Puedo modificar o volver atrás sin dificultad durante la interacción con el chatbot.

5 respuestas



4. El diseño y los elementos visuales del chatbot son coherentes con el resto de la plataforma 7Social.

5 respuestas

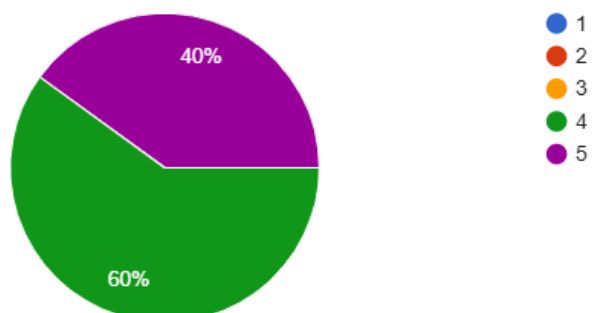
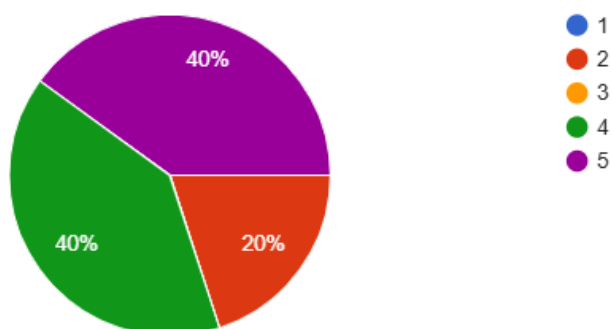


Figura 15: Pregunta 3 y 4
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 5 y 6:

5.El chatbot evita errores y responde adecuadamente en la mayoría de las interacciones.

5 respuestas



6.Las opciones o instrucciones del chatbot son visibles y fáciles de identificar.

5 respuestas

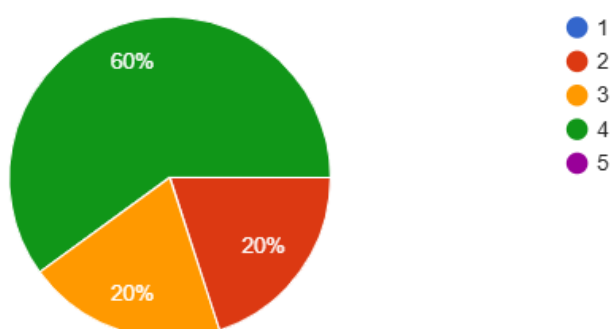
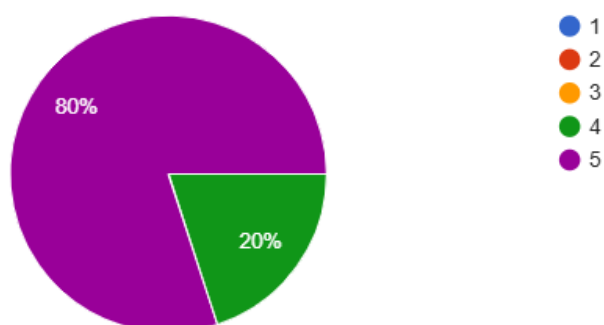


Figura 16: Pregunta 5 y 6
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 7 y 8:

7. El chatbot responde de forma rápida y se adapta tanto a nuevos como a usuarios frecuentes.

5 respuestas



8.El diseño visual del chatbot es agradable y sin elementos innecesarios.

5 respuestas

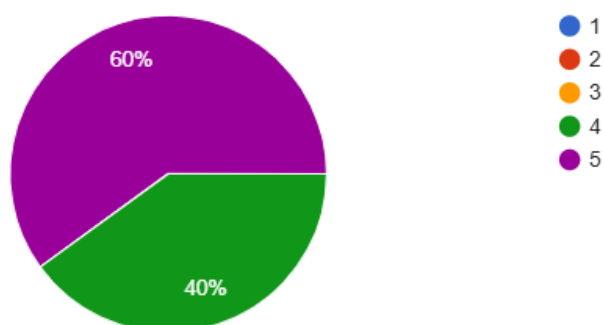
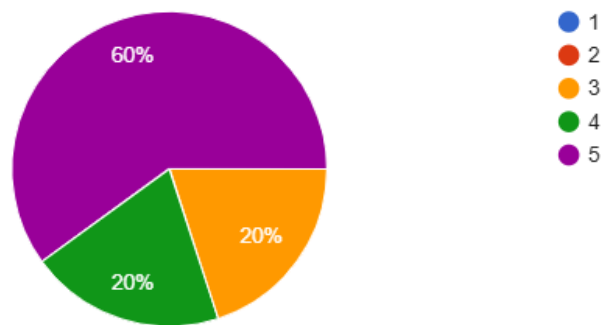


Figura 17: Pregunta 7 y 8
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 9 y 10:

9. Cuando ocurre un error, el chatbot muestra un mensaje claro y fácil de entender.

5 respuestas



10. El sistema ofrece mensajes o guías que orientan al usuario sobre cómo usar el chatbot.

5 respuestas

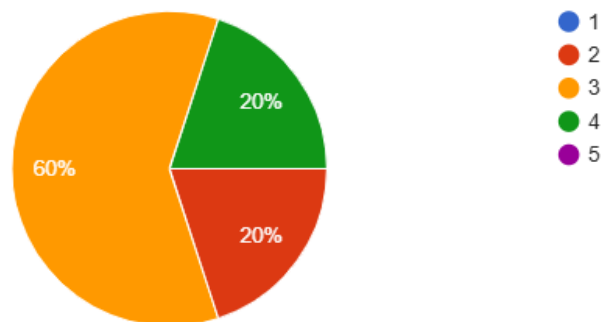


Figura 18: Pregunta 9 y 10
Fuente: Elaboración propia

Pregunta 11:

11. ¿Qué mejoras sugerirías para optimizar la facilidad de uso y la experiencia emocional del chatbot en 7Social?

5 respuestas

un poco más de espacio a las cosas, siento que está pequeño
limpiar los campos cuando se registra a iniciar sesion no se estan limpiando
ninguna
implementar una guia de como usar el chatbot
La UI no es responsive, por lo que no es posible usar 7Social en celular

Figura 19: Pregunta 11
Fuente: Elaboración propia

2. Calificacion de sentimiento con Pysentimiento

Pysentimiento utiliza Etiquetas Predominantes las cuales son la emoción o sentimiento más probable según el texto analizado , esto se da en formato de clasificación categórica la cual se representa mediante una escala numérica la cual va desde 0 hasta 1, cabe destacar que no solo indica la emoción dominante , sino que también ofrece la probabilidad asociada a cada emoción. a continuación se presentan los resultados de pruebas realizadas con algunas publicaciones de usuarios.

Calificación de sentimientos con Pysentimiento

Usuario	Others	Joy	Sadness	Anger	Surprise	Disgust	Fear
Usuario 1	$1,02 \times 10^{-3}$	$9,9555 \times 10^{-1}$	$4,5 \times 10^{-4}$	$2,8 \times 10^{-4}$	$1,5 \times 10^{-3}$	$6,0 \times 10^{-4}$	$5,6 \times 10^{-4}$
Usuario 2	$2,71 \times 10^{-3}$	$1,1872 \times 10^{-1}$	$4,38 \times 10^{-3}$	$1,0 \times 10^{-3}$	$8,6348 \times 10^{-1}$	$2,11 \times 10^{-3}$	$7,57 \times 10^{-3}$
Usuario 3	$9,8 \times 10^{-4}$	$5,9 \times 10^{-4}$	$9,9607 \times 10^{-1}$	$6,6 \times 10^{-4}$	$1,6 \times 10^{-4}$	$6,3 \times 10^{-4}$	$8,7 \times 10^{-4}$
Usuario 4	$2,11 \times 10^{-3}$	$4,1 \times 10^{-4}$	$1,89 \times 10^{-3}$	$9,7140 \times 10^{-1}$	$9,0 \times 10^{-4}$	$2,207 \times 10^{-2}$	$1,17 \times 10^{-3}$
Usuario 5	$4,14 \times 10^{-3}$	$2,13 \times 10^{-3}$	$6,89 \times 10^{-3}$	$3,61 \times 10^{-3}$	$3,032 \times 10^{-2}$	$6,1 \times 10^{-3}$	$9,4676 \times 10^{-1}$

Calificación de sentimientos con Pysentimiento

Fuente: Elaboración propia.

Los numeros en negrita representan a cada emocion por ejemplo:

Usuario 1 emocion joy, usuario 2 emocion surprise.etc , es importante tener en cuenta.

El modelo de aprendizaje automático de Py-Sentimiento puede cometer errores, especialmente cuando el texto es ambiguo o tiene un estado emocional complejo direccionando el sentimiento hacia la categoría Others.