



Integración de Inteligencia Artificial en Telemedicina: Desarrollo y Evaluación de Chatbot Especializado en Enfermedades Virales

Integration of Artificial Intelligence in Telemedicine: Development and Evaluation of a Chatbot Specialized in Viral Diseases

Autores

✉ ¹Alejandro Josafat Rodríguez Vargas

✉ ²Sandra Verónica Falconí Peláez

✉ ¹Bertha Eugenia Mazón Olivo

✉ ¹Eduardo Alejandro Tusa Jumbo

¹ Universidad Técnica de Machala,
Facultad de Ingeniería Civil, Ecuador,
Machala.

² Universidad Técnica de Machala,
Facultad de Ciencias Químicas y de la
Salud, Ecuador, Machala.

* Autor para correspondencia

Comó citar el artículo:

Rodríguez Vargas, A.J., Falconí Peláez, S.V., Mazón Olivo, B.E. & Tusa Jumbo, E.A. (2024). Integración de Inteligencia Artificial en Telemedicina: Desarrollo y Evaluación de Chatbot Especializado en Enfermedades Virales. *Informática y Sistemas: Revista de Tecnologías de la Informática y las Comunicaciones*. 8(2), pp. 60-69. DOI: <https://doi.org/10.33936/isrtic.v8i2.6840>

Enviado: 16/07/2024

Aceptado: 09/09/2024

Publicado: 16/09/2024

Resumen

Este estudio evalúa la efectividad y precisión de respuestas de un chatbot integrado en la telemedicina, diseñado específicamente para pacientes con enfermedades virales. El objetivo era desarrollar y validar una herramienta basada en procesamiento de lenguaje natural (PLN) que mejore la comunicación entre pacientes y proveedores de salud, ofreciendo respuestas rápidas, precisas y personalizadas. Utilizando una metodología que incorpora tecnologías avanzadas de PLN, el chatbot fue programado para responder consultas relacionadas con síntomas, prevención y manejo de enfermedades virales. La evaluación del sistema se realizó a través de simulación de escenarios reales basados en comparaciones con respuestas de expertos médicos. Los resultados indican que el chatbot alcanza una alta similitud con las respuestas de expertos, con un promedio de similitud por coseno de 0.913 y una distancia euclidiana media de 0.405, demostrando la relevancia y precisión de las respuestas generadas. Finalmente, el estudio muestra que los chatbots pueden desempeñar un papel vital en la telemedicina, facilitando un acceso más rápido y efectivo a la información médica y mejorando la gestión del cuidado de pacientes con enfermedades virales. Esta investigación destaca la importancia de integrar PLN en la salud digital, subrayando el potencial de los chatbots para revolucionar el cuidado de la salud y ofrecer soluciones accesibles y personalizadas para los retos actuales de las enfermedades virales en el campo biomédico.

Palabras clave: ChatBot; telecuidado; Enfermedades virales; Inteligencia Artificial; Procesamiento de lenguaje natural

Abstract

This study evaluates the implementation and effectiveness of an integrated chatbot within telemedicine, specifically designed for patients with viral diseases. The objective was to develop and validate a natural language processing (NLP)-based tool to enhance communication between patients and healthcare providers, offering rapid, accurate, and personalized responses. Utilizing a methodology that incorporates advanced NLP technologies, the chatbot was programmed to respond to queries related to symptoms, prevention, and management of viral diseases. The system's evaluation was conducted through the simulation of real-world scenarios, comparing the chatbot's responses with those of medical experts. The results indicate that the chatbot achieves a high similarity to expert responses, with an average cosine similarity of 0.913 and a mean Euclidean distance of 0.405, demonstrating the relevance and accuracy of the generated answers. Conclusively, the study shows that chatbots can play a vital role in telemedicine, facilitating quicker and more effective access to medical information and improving the management of patient care for viral diseases. This research highlights the importance of integrating NLP in digital health, underscoring the potential of chatbots to revolutionize healthcare by offering accessible and personalized solutions to current challenges in viral disease management within the biomedical field.

Keywords: Chatbot, Telecare, Viral diseases, Artificial Intelligence, Natural Language Processing



1. Introducción

La evolución de la salud digital, impulsada por avances tecnológicos significativos y la creciente demanda de soluciones innovadoras, ha situado a los chatbots en un lugar destacado dentro de este campo emergente. Estas herramientas, basadas en inteligencia artificial, emergen con el potencial de revolucionar las interacciones entre profesionales de la salud y pacientes, ofreciendo respuestas en tiempo real y soporte continuo. En particular, la pandemia de COVID-19 ha acelerado la adopción de tecnologías de salud digital, destacando la importancia de los chatbots en la disseminación de información, autoevaluación y diagnóstico, y conexión con centros de salud (Mahdavi et al., 2023). Además, la capacidad de los chatbots basados en IA para facilitar interacciones más efectivas y frecuentes con pacientes que sufren de enfermedades crónicas subraya su relevancia no solo en contextos pandémicos sino también en el manejo continuo de la salud (Schachner et al., 2020). Nuestra investigación se inspira en estos avances y se centra en el desarrollo de un chatbot eficiente, diseñado para brindar telecuidado y soporte en el diagnóstico de enfermedades virales, aprovechando técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) para ofrecer una solución innovadora a los desafíos de la atención precisa y efectiva en consultas relacionadas con enfermedades virales. Este enfoque se alinea con estudios recientes que han demostrado la aceptabilidad y el potencial de los agentes virtuales autónomos en el apoyo al autodiagnóstico de pacientes con condiciones a largo plazo, resaltando la importancia de la personalización y la aceptabilidad en el desarrollo de soluciones de telecuidado (Easton et al., 2019).

Los chatbots están redefiniendo la salud digital y la mHealth, mejorando el compromiso del paciente, la educación, el soporte, y ofreciendo intervenciones para diversas condiciones de salud. Su uso en el auto manejo, monitoreo remoto, y entrenamiento personalizado ha mostrado mejoras en la adherencia del paciente y reducción de reingresos hospitalarios, aunque enfrentan desafíos como la privacidad de datos y la necesidad de algoritmos avanzados de PLN (Chowdhury et al., 2023). La telemedicina, potenciada por IA, ha transformado las consultas presenciales en remotas, evidenciado por el desarrollo de Bots Conversacionales Multilingües que ofrecen educación sanitaria y asesoramiento, superando la brecha entre la demanda y oferta de atención médica (Bharti et al., 2020). La introducción de chatbots ha mejorado significativamente la accesibilidad y personalización en la atención médica, especialmente en salud mental y durante crisis como la pandemia de COVID-19, facilitando la continuidad de servicios médicos esenciales como se discute en (Koulaouzidis et al., 2020). Sin embargo según (Song et

al., 2021) se requiere atención a desafíos como la seguridad de datos y regulaciones legales para aprovechar plenamente su potencial en telemedicina.

Los chatbots han emergido como herramientas clave para mejorar el acceso a la información de salud y facilitar el diagnóstico de síntomas, demostrando ser especialmente valiosos durante la pandemia de COVID-19. (Vasileiou & Maglogiannis, 2022) destacan el desarrollo de un chatbot de salud que utiliza tecnología de procesamiento de lenguaje natural para analizar y clasificar los datos de entrada de texto libre y voz en síntomas, entrenando modelos de inteligencia artificial para predecir la probabilidad de que un paciente padezca una enfermedad específica con una precisión notable en casos de COVID-19 y enfermedades cardíacas. Este enfoque no solo mejora la interacción del paciente con el sistema de atención médica sino que también actúa como un agente virtual médico, ofreciendo evaluaciones médicas y facilitando citas con doctores. Además, estudios como el de (Branley-Bell et al., 2023) exploran el potencial de los chatbots médicos para proporcionar acceso oportuno a información de salud y fomentar la búsqueda de consultas iniciales para condiciones embarazosas o estigmatizantes, sugiriendo que los chatbots podrían alentar a los usuarios a buscar consejo médico de manera más temprana para síntomas sexuales embarazosos en comparación con otros tipos de síntomas. También estudios como (Khairat et al., 2023) proporcionan recomendaciones basadas en la experiencia de pacientes y proveedores para mejorar la experiencia de usuario en telemedicina, destacando la importancia de innovaciones que soporten la usabilidad y alivien la carga del médico, lo que sugiere caminos para una telemedicina más equitativa y efectiva. Estos avances subrayan la importancia de los chatbots en la telemedicina, no solo como herramientas de cribado y monitoreo sino también como facilitadores de un acceso más rápido y conveniente a la atención médica, abordando tanto condiciones comunes como aquellas percibidas como estigmatizantes o embarazosas por los pacientes.

La integración de chatbots en telemedicina, potenciada por la inteligencia artificial, ha marcado un hito en la mejora del acceso a la atención médica y la reducción de costos, especialmente evidente durante la pandemia de COVID-19. Estas herramientas no solo han facilitado el monitoreo de la salud y el autocuidado inicial, sino que también han demostrado ser cruciales en áreas como el cuidado paliativo, donde la comunicación y la intimidad son fundamentales. (Chen, 2020; Ritchey et al., 2020) destacan cómo los chatbots contribuyen a una atención más personalizada y eficiente, reflejando un interés creciente en su aplicación regulada. Además, la necesidad de minimizar el contacto físico ha impulsado la adopción de estas tecnologías, con estudios como

el de (Amjad et al., 2023) ,(Burrell, 2023) subrayando cómo la IA mejora la toma de decisiones clínicas y la necesidad de evaluaciones dinámicas para asegurar su eficacia y seguridad. Estos desarrollos resaltan el papel transformador de los chatbots y la IA en telemedicina, enfatizando la importancia de adaptar las prácticas de evaluación a las innovaciones tecnológicas en la atención médica.

Ante el panorama actual y con el propósito de avanzar en la telemedicina mediante la integración de tecnologías de inteligencia artificial, esta investigación se centra en desarrollar un chatbot avanzado para telemedicina, utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Este chatbot apunta a ofrecer respuestas precisas en salud, especialmente en telecuidado y manejo de enfermedades virales, buscando mejorar la interacción usuario-sistema y la calidad de la telemedicina. Los objetivos incluyen revisar la literatura sobre chatbots y PLN, diseñar una arquitectura eficiente que integre tecnologías y algoritmos de PLN, y desarrollar un prototipo funcional. La evaluación del chatbot se basará en una comparativa estadística para medir precisión y eficacia, identificando oportunidades de mejora. Este enfoque busca enriquecer la salud digital, demostrando cómo los chatbots pueden optimizarse para apoyar efectivamente a pacientes y profesionales, enfrentando los retos actuales de la salud.

2. Materiales y Métodos

En primera instancia, se realizó una investigación exploratoria mediante la revisión bibliográfica de estudios relacionados con la implementación de chatbots en telemedicina y procesamiento de lenguaje natural (PLN). Esto permitió identificar las

metodologías y arquitecturas más efectivas para el desarrollo de chatbots en el sector salud, con un enfoque especial en el manejo de enfermedades virales. La Tabla I presenta un resumen de las aplicaciones de chatbots y estudios en telemedicina revisados durante esta fase.

3. Diseño y Desarrollo del Prototipo

El diseño técnico del chatbot se centró en la arquitectura, el flujo de conversación y la integración con bases de datos médicas. La metodología de Generación Aumentada por Recuperación (RAG) se utilizó para combinar técnicas de recuperación de

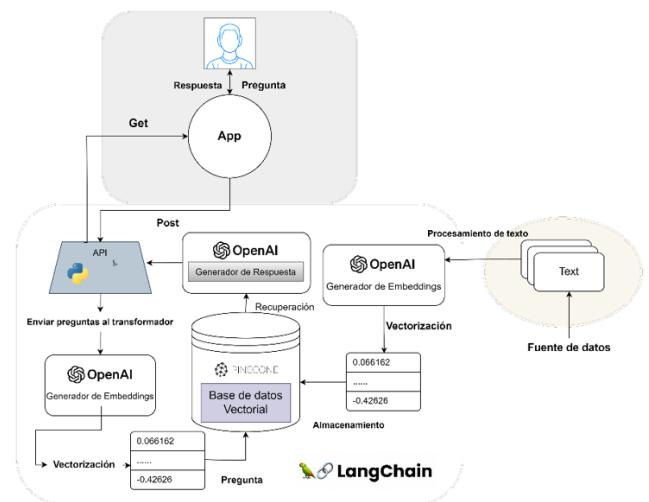


Figura 1. Arquitectura del Chatbot.
Fuente: Los autores

Tabla 1. Otros estudios de chatbot y su relación con este artículo.
Fuente: Los autores.

Descripción del Artículo	Área y enfoque en medicina	Aplicación en la atención sanitaria	Relación con este estudio
Sistema de Diálogo Inteligente para Soporte Remoto mediante Chatbots en Salud	Salud general, COVID-19 y enfermedades cardíacas	Emplea PNL para el cribado de síntomas y la predicción de enfermedades, actuando como un asistente médico virtual(Vasileiou & Maglogiannis, 2022).	Directa - Ilustra el potencial de la PNL en el diagnóstico y en la provisión de recomendaciones de cuidado.
Uso de Chatbots para Condiciones Estigmatizantes y Embarazosas	Salud mental y condiciones estigmatizantes	Ayuda a proporcionar información de salud y fomenta consultas médicas tempranas para condiciones sensibles(Branley-Bell et al., 2023).	Indirecta - Destaca el papel de los chatbots en facilitar el acceso al consejo médico para condiciones estigmatizantes.
Mejoras en la Experiencia del Usuario en Telemedicina: Estudio Cualitativo Multicéntrico	Atención primaria	Mejora la experiencia del usuario en telemedicina basándose en la retroalimentación de pacientes y proveedores (Khairat et al., 2023).	Indirecta – Destaca el papel de los chatbots en facilitar el acceso al consejo médico para condiciones estigmatizantes.
Innovación en Telemedicina mediante Inteligencia Artificial	Telemedicina general	Discute el papel de la IA en telehealth para el monitoreo de pacientes y ayuda diagnóstica(Amjad et al., 2023)	Indirecta - Proporciona contexto sobre el impacto de la IA en telecuidado relevante para el desarrollo de chatbots.
Evaluación Dinámica de Tecnologías de Telemedicina y Aplicaciones de IA	Cuidados paliativos	Integra telehealth y IA para cuidados paliativos, enfatizando la necesidad de evaluación (Burrell, 2023)	Indirecta - Subraya la importancia de evaluar tecnologías de telecuidado, pertinente para la evaluación de chatbots.
IA Conversacional para Mejorar la Administración y Prácticas en Salud	Administración de la atención sanitaria	Aborda los desafíos de la administración sanitaria mediante IA conversacional (Singh et al., 2023)	Indirecta - Demuestra la utilidad de la IA conversacional en la atención sanitaria, relevante para la mejora de la funcionalidad de los chatbots.

información y generación de contenido, permitiendo al chatbot ofrecer respuestas más precisas y contextualizadas. La figura 1 muestra el diagrama de la arquitectura del chatbot aplicando RAG sobre el framework LangChain.

El componente de recuperación se centra en la habilidad de buscar y encontrar información relevante a partir de una gran base de datos o conocimiento preexistente, utilizando técnicas avanzadas de PLN (Gao et al., 2023). Esta metodología permite a los chatbots responder a consultas específicas de los usuarios mediante la identificación y selección de la información más pertinente, sin generar contenido nuevo (Levonian et al., 2023). El componente generativo utiliza modelos de inteligencia artificial y PLN para crear respuestas nuevas y contextualmente ricas, facilitando interacciones más naturales y efectivas con los usuarios. Este enfoque se implementa mediante OpenAI Embeddings modelo 'text-embedding-ada-002' (OpenAI, 2024a) y LangChain, que orquesta la interacción entre los componentes de recuperación y generación de respuestas. La figura 2 ilustra el proceso operativo de Embeddings sobre el framework de LangChain.

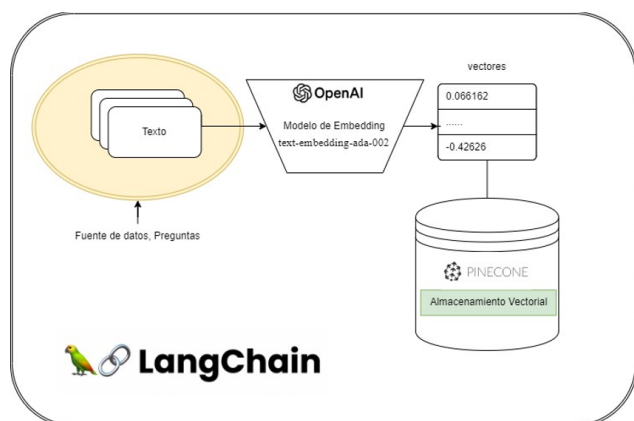


Figura 2. Proceso de Embeddings en el framework
Fuente: Los autores.

Se desarrolló una base de datos vectorial desde cero utilizando información relevante de organismos internacionales de salud como la OMS y OPS (García Saiso et al., 2021; Saigí-Rubió, 2023). Esta base de datos se almacenó en Pinecone, facilitando la gestión eficiente de Embeddings de texto y permitiendo búsquedas semánticas rápidas y precisas (Ver Anexo 1).

El desarrollo del modelo del chatbot se realizó utilizando LangChain y el modelo gpt-3.5-turbo-0125 de OpenAI (OpenAI, 2024b). Este modelo se integró con la base de datos vectorial para asegurar que el chatbot pudiera recuperar y generar respuestas de manera efectiva y contextualizada. Las pruebas iniciales se realizaron utilizando Insomnia (Insomnia, 2021) para asegurar la

funcionalidad del modelo y ajustar cualquier discrepancia.

Para la interfaz del servidor del chatbot, se optó por Flask (Flask, 2024), un microframework de Python que facilita la creación de aplicaciones web y la gestión de solicitudes de origen cruzado mediante Flask-CORS. Esto asegura que el chatbot pueda ser fácilmente integrado en diversas plataformas y aplicaciones web, mejorando su accesibilidad y usabilidad.

La interfaz de usuario del chatbot fue desarrollada utilizando Angular (Angular, 2024), un framework de desarrollo web moderno y potente. Esta elección se basó en la necesidad de ofrecer a los usuarios una experiencia fluida y sin complicaciones, permitiéndoles interactuar con el chatbot de manera eficiente y agradable. La interfaz de usuario está diseñada para ser minimalista, centrándose en la funcionalidad esencial sin sobrecargar al usuario con opciones innecesarias. La figura 3 muestra la interfaz del chatbot.

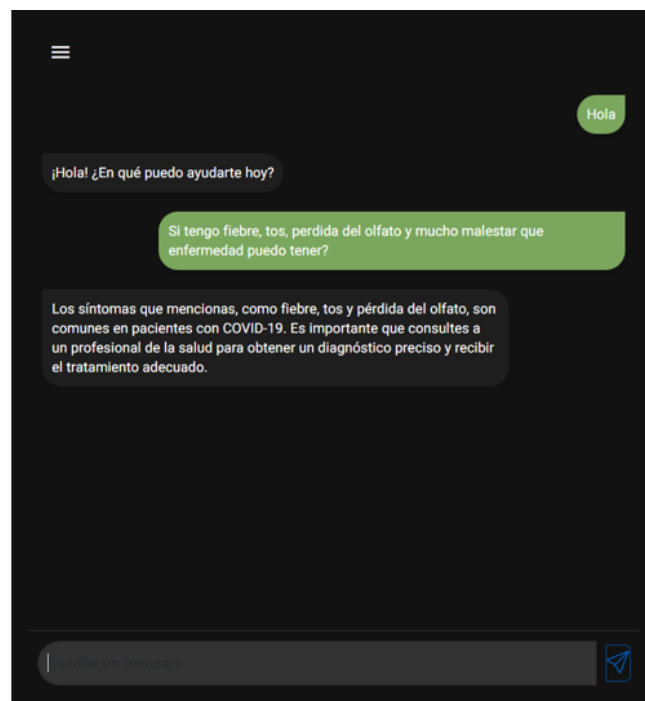


Figura 3. Interfaz de la aplicación del chatbot
Fuente: Los autores.

Finalmente, se procedió con el hosting del modelo y la aplicación. El modelo del chatbot fue alojado en un servidor utilizando Flask, asegurando su disponibilidad y rendimiento. La aplicación web desarrollada con Angular fue alojada en Firebase (Google, 2022), proporcionando una plataforma estable y escalable para la interacción del usuario con el chatbot.

Para evaluar el rendimiento del chatbot, se implementó un enfoque sistemático basado en la generación de embeddings y el uso de métricas de similitud. Se seleccionó un conjunto de preguntas relevantes relacionadas con enfermedades virales, basadas en literatura existente y consultas frecuentes en el ámbito clínico. Para cada pregunta, se obtuvo una respuesta precisa y detallada de un experto en el tema, siguiendo las mejores prácticas de consulta médica y referencias académicas actuales. Las mismas preguntas fueron introducidas al chatbot para generar sus respectivas respuestas, evaluando la coherencia y la precisión de estas en comparación con las de los expertos.

Se utilizó la API de OpenAI y el modelo 'text-embedding-ada-002' para generar embeddings de las respuestas tanto del experto como del chatbot. Los embeddings permiten una representación numérica de los textos que facilita el análisis cuantitativo y la comparación de similitudes. La similitud entre los vectores de embeddings se calculó usando la función de similitud por coseno, que calcula el coseno del ángulo formado entre dos vectores en un espacio de múltiples dimensiones. Esta medida es útil para evaluar la similitud semántica entre textos. También se midió la distancia entre los vectores de embeddings usando la función de distancia euclidiana, que calcula la longitud del segmento de línea recta entre dos puntos en un espacio euclidiano.

Los valores de similitud y distancia obtenidos se clasificaron en categorías específicas para facilitar la interpretación de los resultados. Se definieron umbrales específicos para determinar cuándo una respuesta del chatbot se considera similar a la del experto. Las medidas de similitud por coseno y distancia euclidiana se utilizaron para interpretar y evaluar la precisión del chatbot, considerando que valores de similitud por coseno cercanos a 1 y valores de distancia euclidiana cercanos a 0 indicaban una alta similitud y precisión en las respuestas del chatbot. Para refinar aún más la metodología de evaluación, se introdujeron cuartiles para clasificar los puntajes de similitud y distancia, permitiendo un análisis más matizado del rendimiento del chatbot en diferentes niveles de similitud y distancia.

3. Resultados y Discusión

La evaluación del chatbot especializado en enfermedades virales se llevó a cabo utilizando el proceso descrito anteriormente. En total, se realizaron 100 preguntas simulando casos reales que podrían ser consultados por pacientes. Estas preguntas fueron respondidas tanto por un experto en salud como por el chatbot, y las respuestas del chatbot fueron comparadas con las del experto utilizando técnicas de similitud por coseno y distancia euclidiana. Todo el proceso fue realizado manualmente para asegurar la precisión y exactitud en la evaluación.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos y su interpretación.

El análisis de los cuartiles de similitudes de coseno y distancias euclidianas es una metodología ampliamente utilizada en la

literatura científica para evaluar la similitud entre vectores de datos. Estudios como los de (Mukherjee & Sonal, 2023; Yamaguchi et al., 2007) han demostrado la aplicabilidad de estas métricas en diversos contextos, desde la toma de decisiones hasta la recuperación de información. Siguiendo este enfoque, se procedió a analizar la distribución de los datos utilizando cuartiles, los cuales dividen los datos en cuatro partes iguales, como se muestra en las Tablas 2 y 3, permitiendo una interpretación más clara de la dispersión y centralización de los valores.

Tabla 2. Rango de cuartiles en similitud por coseno.
Fuente: Los autores.

Cuartil	Rango
Q1 (baja Similitud)	(0.8342, 0.8771)
Q2/Q3 (Similitud Moderada - Baja)	(0.8771, 0.91105)
Q3/Q4 (Similitud Moderada - Alta)	(0.91105, 0.94615)
Q4 (Alta Similitud)	(0.94615, 0.9941)

Q1 (baja Similitud): Este rango representa el primer cuartil, donde el 25% de las respuestas tienen una similitud de coseno entre 0.8342 y 0.8771. Estos valores se consideran bajos, indicando menor similitud con las respuestas del experto. Q2/Q3 (Similitud Moderada - Baja): En este rango, que cubre del segundo al tercer cuartil, el 50% de las respuestas tienen una similitud entre 0.8771 y 0.91105. Estos valores son moderados y representan una similitud aceptable. Q3/Q4 (Similitud Moderada - Alta): Este rango incluye el tercer cuartil y parte del cuarto, con valores entre 0.91105 y 0.94615. Estas respuestas son altamente similares a las del experto. Q4 (Alta Similitud): El último cuartil contiene las respuestas con mayor similitud, entre 0.94615 y 0.9941. Estos valores indican una similitud muy alta, sugiriendo que las respuestas del chatbot son casi idénticas a las del experto.

Tabla 2. Rango de cuartiles en distancia euclidiana.
Fuente: Los autores.

Cuartil	Rango
Q1 (Alta Similitud)	(0.1084, 0.328075)
Q2/Q3 (Similitud Moderada - Alta)	(0.328075, 0.42185)
Q3/Q4 (Similitud Moderada - Baja)	(0.42185, 0.495725)
Q4 (Baja Similitud)	(0.495725, 0.5759)

Q1 (Alta Similitud): En este caso, el primer cuartil representa los valores de distancia euclidiana más bajos, entre 0.1084 y 0.328075. Una distancia euclidiana baja indica una mayor similitud, lo que



significa que estas respuestas del chatbot están muy cerca de las respuestas del experto. Q2/Q3 (Similitud Moderada - Alta): En este rango intermedio, la distancia euclidiana varía entre 0.328075 y 0.42185, sugiriendo similitudes moderadas. Q3/Q4 (Similitud Moderada - Baja): Este rango incluye valores de distancia entre 0.42185 y 0.495725, indicando una similitud menor. Q4 (Baja Similitud) El último cuartil contiene las distancias euclidianas más altas, entre 0.495725 y 0.5759. Estos valores indican una similitud muy baja, sugiriendo que las respuestas del chatbot difieren significativamente de las respuestas del experto.

Los gráficos de caja y bigotes (boxplots) ilustran la distribución de los valores de similitud de coseno y distancia euclidiana, mostrando los rangos de los cuartiles y destacando la mediana y los valores atípicos.

En la Figura 4, el boxplot de similitud de coseno muestra que la mayoría de los valores están en los cuartiles Q2/Q3 y Q3/Q4, indicando que las respuestas del chatbot son generalmente bastante similares a las del experto. La mediana está en el rango moderado-alto, sugiriendo que la similitud típica es alta.

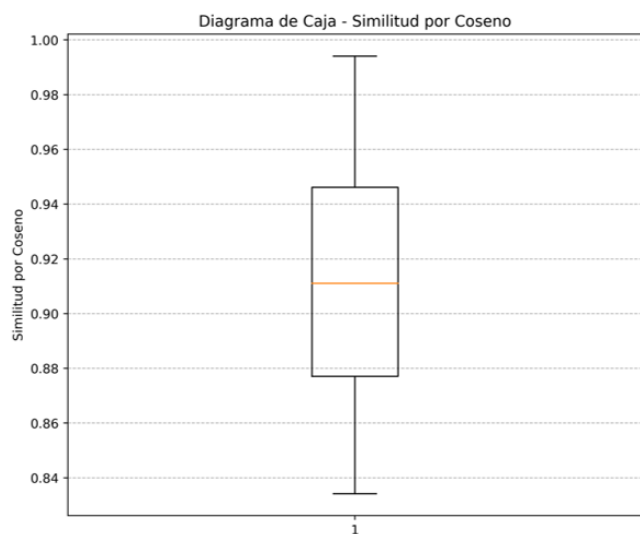


Figura 4. Diagrama de caja similitud por coseno.

Fuente: Los autores.

En la Figura 5, el boxplot de similitud de distancia euclidiana muestra que la mayoría de los valores están en los cuartiles Q1 y Q2/Q3, indicando que las respuestas del chatbot están generalmente muy cerca de las respuestas del experto. La mediana está en el rango bajo-moderado, sugiriendo una alta similitud en términos de distancia euclidiana.

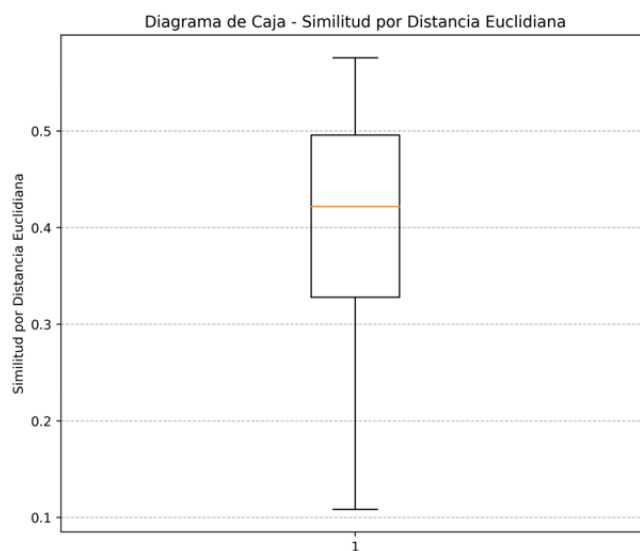


Figura 5. Diagrama de caja distancia euclidiana.

Fuente: Los autores.

La similitud promedio de coseno fue de 0.913. Este valor promedio indica que las respuestas del chatbot son “Similitud Moderada - Alta” a las del experto, sugiriendo un alto grado de precisión en la mayoría de los casos. Esta alta similitud implica que el chatbot puede ser una herramienta útil y confiable para proporcionar información sobre enfermedades virales.

La distancia euclidiana promedio fue de 0.405. Un valor promedio de 0.405 indica que las respuestas del chatbot son “Similitud Moderada - Alta” a las respuestas del experto, con una proximidad considerablemente alta. Esto sugiere que, en términos de contenido, las respuestas del chatbot están muy cerca de las proporcionadas por los expertos.

La mayoría de los valores de similitud de coseno oscilaron entre 0.9 y 1.0, indicando que en la mayoría de los casos, las respuestas del chatbot son muy similares a las respuestas del experto. Esta consistencia es crucial para aplicaciones en el campo de la salud, donde la precisión de la información es esencial para el bienestar del paciente.

La mayoría de los valores de distancia euclidiana oscilaron entre 0.2 y 0.4, sugiriendo que las respuestas del chatbot están generalmente muy cerca de las respuestas del experto en términos de contenido. La distancia euclidiana refuerza la confianza en el chatbot como una herramienta viable para consultas médicas iniciales.

En general, el chatbot demostró un rendimiento sólido con un alto grado de similitud en la mayoría de las preguntas. Esta capacidad es fundamental para su implementación en entornos clínicos y de salud pública. La alta similitud de coseno y la baja

distancia euclidiana en muchos casos sugieren que el chatbot proporciona respuestas precisas y relevantes. Esta precisión es esencial para mantener la confianza del usuario y asegurar la utilidad del chatbot en aplicaciones de salud.

Sin embargo, las preguntas que requieren respuestas detalladas sobre síntomas específicos mostraron una menor similitud. Mejorar la capacidad del chatbot para manejar estas preguntas puede aumentar su precisión. Integrar más datos clínicos y ajustar los algoritmos de procesamiento de lenguaje natural podrían abordar estas deficiencias.

Es crucial especificar detalladamente los síntomas en las preguntas para obtener respuestas más precisas. Entrenar al chatbot con datos adicionales sobre síntomas y mejorar su capacidad para entender contextos más complejos podrían ser enfoques efectivos para mejorar su rendimiento.

Los resultados obtenidos han demostrado que el chatbot es una herramienta prometedora para mejorar la interacción y el acceso a información médica verificada en el ámbito de la telemedicina. Con ajustes y mejoras continuas, puede convertirse en una solución eficaz para la atención médica digital no supervisada.

Consideraciones sobre Seguridad y Protección de Datos

La seguridad y protección de los datos médicos es una prioridad fundamental en cualquier sistema de salud digital. En el desarrollo del chatbot especializado en enfermedades virales, se ha asegurado que todas las comunicaciones entre el usuario y el chatbot estén cifradas, utilizando APIs que protegen los mensajes transmitidos contra accesos no autorizados. Es importante destacar que este chatbot no almacena las conversaciones ni genera historiales de chat. Además, no se solicita ni se almacena información personal identificable de los pacientes, como nombres u otros datos sensibles.

Esta implementación asegura que la interacción del usuario con el chatbot sea segura y que la privacidad del paciente esté protegida en todo momento. Aunque no es el enfoque principal de este estudio, estas medidas subrayan el compromiso con la confidencialidad y seguridad en el uso de tecnologías de salud digital.

4. Conclusiones

Este estudio demuestra que el chatbot especializado en enfermedades virales puede ser una herramienta efectiva y confiable para mejorar el acceso a información médica precisa y verificada en el ámbito de la telemedicina. La evaluación basada en similitudes de coseno y distancias euclidianas revela que el chatbot ofrece respuestas altamente similares a las proporcionadas por expertos, con una similitud promedio de coseno de 0.913 y una distancia euclidiana promedio de 0.405. Estos resultados subrayan la precisión y relevancia de las respuestas del chatbot, destacando su potencial para ser utilizado en consultas médicas iniciales y como apoyo en la toma de decisiones clínicas.

El análisis detallado de los cuartiles muestra que la mayoría de las respuestas del chatbot se encuentran en rangos de similitud alta y muy alta, lo que refuerza su utilidad en el campo de la salud. Sin embargo, se identificaron áreas de mejora, especialmente en la capacidad del chatbot para manejar preguntas que requieren respuestas detalladas sobre síntomas específicos. La integración de más datos clínicos y el ajuste de los algoritmos de procesamiento de lenguaje natural podrían aumentar aún más la precisión y efectividad del chatbot.

Es importante destacar que el desarrollo e implementación de chatbots como este no pretenden sustituir el trabajo del médico. En lugar de ello, estos sistemas están diseñados para servir como herramientas de apoyo que ofrecen ventajas significativas, como la capacidad de atender a un mayor número de pacientes y permitir a los médicos centrarse en casos más serios o específicos que requieren atención directa. De este modo, los chatbots pueden mejorar la eficiencia en la atención médica, facilitando una relación más efectiva entre el médico y el paciente.

En general, este estudio valida la eficacia del chatbot en el contexto de la telemedicina y sugiere que, con mejoras continuas, puede desempeñar un papel crucial en la atención médica digital. Las implicaciones para futuras investigaciones incluyen la exploración de técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural y el uso de datos clínicos más extensos para refinar aún más las capacidades del chatbot. Además, se recomienda evaluar el impacto del chatbot en diferentes entornos clínicos y su aceptación por parte de los profesionales de la salud y los pacientes, lo que contribuirá a su desarrollo y adopción generalizados.

Contribución de los autores

Alejandro Josafat Rodríguez Vargas: Administración del proyecto, Metodología, Investigación, Redacción Conceptualización, Software, Redacción- borrador original del artículo, Revisión y edición del artículo. **Sandra Verónica Falconí Peláez:** Curación de datos, Investigación, Supervisión, Validación Redacción – borrador original del artículo, Revisión y edición del artículo. **Bertha Eugenia Mazón Olivo:** Investigación, Metodología, Redacción – borrador original del artículo, Revisión y edición del artículo. **Eduardo Alejandro Tusa Jumbo:** Investigación, supervisión, Redacción – borrador original del artículo, Revisión y edición del artículo.

Conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés.

Anexos

A.1 Uso de Pinecone para el Almacenamiento y Recuperación de Datos en el Chatbot





1	ID a0a63062-3...	VALUES -0.0264511909, 0.00731144706, 0.00721396087, -0.0234096274, -0.00502377655, 0.0301036648, -0.0215508956, 0.0132840862, -0.027400054, -0...	  
SCORE -0.0316	METADATA source: "/content/Data/Enfermedadesp1.txt" text: "Dengue\nSintomas:\nEl dengue se presenta con fiebre alta acompañada de cefalea, mialgias y artralgias intensas. Los pacientes pueden experimentar dolor abdominal, hipovolemia y divers...		
2	ID 4e5d1d2d-1e...	VALUES -0.0177685414, -0.00649187248, 0.017058298, -0.0435865074, 0.00031657223, 0.012092826, -0.0295810066, -0.000105329382, -0.0213820599, 0...	
SCORE -0.0343	METADATA text: "Los síntomas más comunes de la COVID-19 son los siguientes: fiebre, escalofríos, dolor de garganta. Otros síntomas que son menos comunes y pueden afectar a algunos pacientes incluyen: ...		
3	ID 5cdab979-f6...	VALUES 0.00995329116, 0.00958028808, 0.0191998389, -0.0258222781, 0.006648615, 0.0349444933, -0.00747969188, -0.0095148487, 0.0104375407, -0.0...	
SCORE -0.0360	METADATA text: "Aprenda cómo prevenir caídas. Retire los cables o alambres sueltos de áreas por donde pasa para ir de un cuarto a otro. Retire las alfombras sueltas. No tenga mascotas pequeñas en su ca...		
4	ID 1c3bf44c-3d...	VALUES -0.00043384108, -0.0178311486, 0.0283555016, -0.0251251273, 0.000218723202, 0.0227536224, -0.0260609109, 0.00136762089, -0.0273812618, ...	
SCORE -0.0361	METADATA source: "/content/Data/Enfermedadesp1.txt" text: "(Síndrome Respiratorio Agudo Severo)\nSintomas:\nEl SARS se manifiesta con fiebre alta (> 38°C), tos, dificultad respiratoria, vómito o diarrea persistentes y trastornos del estado de conci...		

Este modelo no sigue un proceso de entrenamiento convencional basado en un conjunto predefinido de preguntas y respuestas. En su lugar, el chatbot utiliza una base de datos vectorial alojada en Pinecone, la cual contiene representaciones de texto en forma de vectores.

Proceso de Funcionamiento:

- Base de Datos Vectorial:** Pinecone almacena los vectores generados a partir de textos médicos y respuestas de expertos.
- Recuperación de Información:** Cuando el chatbot recibe una consulta, convierte la pregunta en un vector utilizando modelos de embeddings (por ejemplo, 'text-embedding-ada-002' de OpenAI).
- Comparación y Selección:** El vector de la consulta es comparado con los vectores almacenados en Pinecone para identificar las respuestas más relevantes.
- Generación de Respuesta:** Finalmente, el chatbot genera una respuesta basándose en la información recuperada, ajustada al contexto de la pregunta.

Este enfoque permite al chatbot responder con precisión sin necesidad de un entrenamiento constante, ya que la base de datos vectorial está continuamente disponible para la recuperación de información.

Ejemplos de Consultas:

Aunque el modelo no se entrena con preguntas específicas, a continuación se presentan ejemplos de cómo se formulan las consultas y cómo se generan las respuestas utilizando la base de datos vectorial:

- **Consulta del Usuario:** "¿Qué es el virus del papiloma humano (VPH)?"
- **Proceso de Recuperación:** El modelo convierte la consulta en un vector y la compara con los vectores en Pinecone.
- **Respuesta del Chatbot:** "El VPH es un grupo de virus que puede causar verrugas y está asociado con varios tipos de cáncer, incluido el cáncer cervical."

Este proceso se repite para cada consulta, utilizando la información almacenada para generar respuestas precisas y contextualizadas.

Referencias bibliográficas

- Amjad, A., Kordel, P., & Fernandes, G. (2023). A Review on Innovation in Healthcare Sector (Telehealth) through Artificial Intelligence. *Sustainability*, 15(8), 6655. <https://doi.org/10.3390/su15086655>
- Angular. (2024). Angular - Official Documentation. Angular. <https://angular.io/>
- Bharti, U., Bajaj, D., Batra, H., Lalit, S., Lalit, S., & Gangwani, A. (2020). Medbot: Conversational Artificial Intelligence Powered Chatbot for Delivering Tele-Health after COVID-19. 2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES), 870–875. <https://doi.org/10.1109/ICCES48766.2020.9137944>
- Branley-Bell, D., Brown, R., Coventry, L., & Sillence, E. (2023). Chatbots for embarrassing and stigmatizing conditions: could chatbots encourage users to seek medical advice? *Frontiers in Communication*, 8. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2023.1275127>
- Burrell, D. N. (2023). Dynamic Evaluation Approaches to Telehealth Technologies and Artificial Intelligence (AI) Telemedicine Applications in Healthcare and Biotechnology Organizations. *Merits*, 3(4), 700–721. <https://doi.org/10.3390/merits3040042>
- Chen, E. T. (2020). Improving Patient Care With Telemedicine Technology (pp. 1–18). <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-0047-7.ch001>
- Chowdhury, M. N.-U.-R., Haque, A., & Soliman, H. (2023). Chatbots: A Game Changer in mHealth. 2023 Sixth International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C), 362–366. <https://doi.org/10.1109/IS3C57901.2023.00103>
- Easton, K., Potter, S., Bec, R., Bennion, M., Christensen, H., Grindell, C., Mirheidari, B., Weich, S., de Witte, L., Wolstenholme, D., & Hawley, M. S. (2019). A Virtual Agent to Support Individuals Living With Physical and Mental Comorbidities: Co-Design and Acceptability Testing. *Journal of Medical Internet Research*, 21(5), e12996. <https://doi.org/10.2196/12996>
- Flask. (2024). Welcome to Flask — Flask Documentation (3.0.x). <https://flask.palletsprojects.com/en/3.0.x/>
- Gao, Y., Xiong, Y., Gao, X., Jia, K., Pan, J., Bi, Y., Dai, Y., Sun, J., Guo, Q., Wang, M., & Wang, H. (2023). Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.10997>
- Garcia Saiso, S., Marti, M. C., Malek Pascha, V., Pacheco, A., Luna, D., Plazzotta, F., Nelson, J., Tejerina, L., Bagolle, A., Savignano, M. C., Baum, A., Orefice, P. J., Haddad, A. E., Messina, L. A., Lopes, P., Rubió, F. S., Otzoy, D., Curioso, W. H., Luna, A., ... D'Agostino, M. (2021). Barreras y facilitadores a la implementación de la telemedicina en las Américas. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 45, 1. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2021.131>
- Google. (2022). Firebase. <https://firebase.google.com/?hl=es-419>
- Insomnia. (2021). Insomnia Docs. <https://docs.insomnia.rest/>
- Khairat, S., Chourasia, P., Muellers, K. A., Andreadis, K., Lin, J. J., & Ancker, J. S. (2023). Patient and Provider Recommendations for Improved Telemedicine User Experience in Primary Care: A Multi-Center Qualitative Study. *Telemedicine Reports*, 4(1), 21–29. <https://doi.org/10.1089/tmr.2023.0002>
- Koulaouzidis, G., Charisopoulou, D., Wojakowski, W., Koulaouzidis, A., Marlicz, W., & Jadczyk, T. (2020). Telemedicine in cardiology in the time of coronavirus disease 2019: a friend that everybody needs. *Polish Archives of Internal Medicine*. <https://doi.org/10.20452/pamw.15432>
- Levonian, Z., Li, C., Zhu, W., Gade, A., Henkel, O., Postle, M.-E., & Xing, W. (2023). Retrieval-augmented Generation to Improve Math Question-Answering: Trade-offs Between Groundedness and Human Preference. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.03184>
- Mahdavi, A., Amanzadeh, M., Hamedan, M., & Naemi, R. (2023). Artificial Intelligence-Based Chatbots to Combat COVID-19 Pandemic: A Scoping Review. *Shiraz E-Medical Journal*, 24(11). <https://doi.org/10.5812/semj-139627>
- Mukherjee, S., & Sonal, R. (2023). A reconciliation between cosine similarity and Euclidean distance in individual decision-making problems. *Indian Economic Review*, 58(2), 427–431. <https://doi.org/10.1007/s41775-023-00206-8>
- OpenAI. (2024a). OpenAI Embeddings. 2024. <https://platform.openai.com/docs/guides/embeddings>
- OpenAI. (2024b). OpenAI Text Generation Models. 2024. <https://platform.openai.com/docs/guides/text-generation>
- Ritchey, K. C., Foy, A., McArdel, E., & Gruenewald, D. A. (2020). Reinventing Palliative Care Delivery in the Era of COVID-19: How Telemedicine Can Support End of Life Care. *American Journal of Hospice and Palliative Medicine®*, 37(11), 992–997. <https://doi.org/10.1177/1049909120948235>
- Saigí-Rubió, F. (2023). Promoting telemedicine in Latin America in light of COVID-19. *Revista Panamericana*





de Salud Pública, 47, 1. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2023.17>

Schachner, T., Keller, R., & v Wangenheim, F. (2020). Artificial Intelligence-Based Conversational Agents for Chronic Conditions: Systematic Literature Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(9), e20701. <https://doi.org/10.2196/20701>

Singh, A., Joshi, S., & Domb, M. (2023). Embedded Conversational AI, Chatbots, and NLP to Improve Healthcare Administration and Practices. 2023 2nd International Conference on Automation, Computing and Renewable Systems (ICACRS), 38–45. <https://doi.org/10.1109/ICACRS58579.2023.10404985>

Song, Y., Bernard, L., Jorgensen, C., Dusfour, G., & Pers, Y.-M. (2021). The Challenges of Telemedicine in Rheumatology. *Frontiers in Medicine*, 8. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.746219>

Vasileiou, M. V., & Maglogiannis, I. G. (2022). The Health ChatBots in Telemedicine: Intelligent Dialog System for Remote Support. *Journal of Healthcare Engineering*, 2022, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2022/4876512>

Yamaguchi, D., Li, G.-D., & Nagai, M. (2007). A grey-based rough approximation model for interval data processing. *Information Sciences*, 177(21), 4727–4744. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2007.05.022>