

Method To Optimize Non-Medical Care Using Natural Language Processing And Transformer Modeling For Patients At A University Medical Center

Kevin Jesus Chavez Enriquez¹, Bachiller en Ingeniería de Sistemas de Información¹
; John Naldo Rodriguez-Bautista², Bachiller en Ingeniería de Sistemas de Información²
; Rubén Oscar Cerda-García³, Ingeniero de Computación y Sistemas. , ^{1,2,3}
Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Perú, ¹u201614383@upc.edu.pe,
²u201612771@upc.edu.pe, ³pcsircer@upc.edu.pe

Abstract - This paper presents a method to optimize non-medical care in a university health center through the implementation of a chatbot that was trained with natural language processing and the Transformer model. The method consists of collecting data from the user to provide answers that are efficient and in accordance with expectations. The chatbot, designed with an intuitive interface, provides users with access to virtual and online functions. It interprets the data provided by the user in text form, generating valid recommendations according to the requesting user. Care time reduction is achieved by automating routine non-medical tasks, such as appointment management and frequent consultations, allowing healthcare staff to focus on more complex cases. The chatbot does not replace face-to-face medical care, but acts as a support tool to optimize resource allocation. The results obtained showed varied opinions regarding the decongestion and management of the application, with 81.3% having no problems using it, while the rest did. The most frequently reported problems included technical difficulties in interacting with the chatbot and errors in interpreting complex requests. Overall, this approach aims to improve healthcare services through technology to provide personalized and relevant information to users.

Keywords -- virtual assistant, personalized care, mobile application, NLP, non-medical appointments.

Método Para Optimizar La Atención No Médica Mediante Procesamiento De Lenguaje Natural Y Modelo Transformer Para Pacientes De Un Centro Médico Universitario

Kevin Jesus Chavez Enriquez¹, Bachiller en Ingeniería de Sistemas de Información¹ ; John Naldo Rodriguez-Bautista², Bachiller en Ingeniería de Sistemas de Información² ; Rubén Oscar Cerda-García³, Ingeniero de Computación y Sistemas. ; ^{1,2,3} Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Perú, u201614383@upc.edu.pe, u201612771@upc.edu.pe, pcsircer@upc.edu.pe

Resumen - El presente artículo presenta un método para optimizar las atenciones no médicas en un centro de salud universitario por medio de la implementación de un chatbot que fue entrenado con procesamiento de lenguaje natural y con el modelo Transformer. El método consiste en recopilar datos del usuario para proporcionar respuestas que sean eficientes y de acuerdo con lo esperado. El chatbot, diseñado con una interfaz intuitiva, brinda a los usuarios acceso a funciones virtuales y en línea. Interpreta los datos proporcionados por el usuario en forma de texto, generando recomendaciones válidas y de acuerdo al usuario solicitante. La reducción del tiempo de atención se logra mediante la automatización de tareas rutinarias no médicas, como la gestión de citas y consultas frecuentes, lo que permite al personal sanitario concentrarse en casos más complejos. El chatbot no reemplaza la atención médica presencial, sino que actúa como una herramienta de apoyo para optimizar la asignación de recursos. Los resultados obtenidos mostraron opiniones variadas respecto a la descongestión y gestión de la aplicación, siendo que el 81,3% no tuvo problemas en su utilización, mientras que el resto sí. Los problemas más frecuentes reportados incluyeron dificultades técnicas en la interacción con el chatbot y errores en la interpretación de solicitudes complejas. En conjunto, este enfoque tiene como objetivo mejorar los servicios de atención médica por medio de la tecnología para brindar información personalizada y relevante a los usuarios.

Palabras clave -- asistente virtual, atención personalizada, aplicación móvil, PLN, citas no médicas

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, es fundamental analizar los retos que el sistema de salud ha enfrentado, especialmente a raíz de eventos como la cuarentena por la COVID-19, los cuales transformaron significativamente la interacción de la población con los servicios de salud pública en el Perú [1]. Dichas circunstancias pusieron de manifiesto la imperiosa necesidad de optimizar los recursos destinados a la atención sanitaria e introducir nuevos métodos que garanticen la calidad de los servicios, al tiempo que se reduzca el contacto físico en la mayor medida posible.

La incorporación de tecnologías y estrategias digitales en el ámbito de la salud no solo contribuiría a mitigar la sobrecarga del sistema hospitalario público, sino que también proporcionaría un enfoque eficiente y

contemporáneo para la atención de estudiantes y docentes en las universidades. En este marco, las consultas no médicas, como las relacionadas con psicología o nutrición, que no exigen contacto físico, podrían beneficiarse del uso de herramientas de telemedicina, promoviendo una mayor accesibilidad y reduciendo la necesidad de desplazamientos presenciales. Esto implicaría una notable descongestión en los centros de atención, permitiendo que tanto estudiantes como docentes reciban orientación y seguimiento desde la comodidad de sus hogares o lugares de estudio.

Por otro lado, garantizar que los pacientes universitarios accedan a una atención oportuna y de calidad constituye una prioridad esencial, especialmente para prevenir el colapso de los servicios de salud. La saturación en la asignación de citas puede generar efectos adversos, como retrasos en los diagnósticos y tratamientos, además de provocar insatisfacción entre los pacientes debido a la insuficiencia de personal y recursos adecuados [2].

El incremento de la población universitaria y la creciente demanda de servicios de salud plantean desafíos significativos. Si bien expandir la disponibilidad de citas o mejorar la infraestructura física de los centros médicos podría parecer una solución factible, estas medidas suelen implicar costos elevados y no abordan de manera integral el problema de congestión. Una alternativa más estratégica radica en la implementación de un sistema de citas en línea para servicios como psicología y nutrición, los cuales pueden gestionarse de forma virtual sin comprometer la calidad de la atención.

Además, los centros médicos universitarios enfrentan restricciones relacionadas con la disponibilidad de recursos y personal especializado. En este contexto, la adopción de aplicaciones móviles y plataformas digitales para habilitar consultas remotas en servicios no médicos se presenta como una medida clave para aliviar la sobrecarga del sistema. Este enfoque no solo optimizaría el uso de los recursos disponibles, sino que también garantizaría una experiencia más eficiente y satisfactoria para estudiantes y docentes [3].

De esta manera, el Centro Médico Universitario —

una institución vinculada a la universidad que combina la atención médica, la investigación y la formación académica para estudiantes y profesionales del área de la salud— se posicionaría como pionera en la modernización del acceso a los servicios de salud para su comunidad académica. Al mismo tiempo, contribuiría a la descongestión del sistema de salud pública, asegurando una mejor distribución de los recursos disponibles.

Los componentes clave de este método incluyen el desarrollo de una plataforma móvil donde el chatbot, impulsado por técnicas de aprendizaje profundo como el modelo Transformer y el procesamiento del lenguaje natural (PLN), sería capaz de comprender y procesar eficazmente las solicitudes de los pacientes. Este chatbot estaría diseñado para aprender de las preguntas y solicitudes más frecuentes a través de la recopilación constante de datos, lo que permitiría su mejora continua y su adaptación a las necesidades particulares de la comunidad universitaria. El chatbot se enfocaría específicamente en la gestión de citas no médicas (como consultas de psicología o nutrición), lo que aliviaría la congestión en los servicios médicos y permitiría a los profesionales de salud concentrarse en casos más complejos o urgentes. Sin embargo, es crucial que el chatbot esté correctamente entrenado y que la recopilación de datos sea precisa, ya que una mala configuración o entrenamiento podría comprometer la eficacia del sistema. Además, el uso del chatbot estaría condicionado a contar con conexión a internet, lo que permitiría tanto la reserva de citas presenciales como la utilización del chatbot para realizar consultas o peticiones sin limitaciones médicas. Como una de las limitaciones técnicas, el sistema estaría disponible únicamente en Android, requiriendo un sistema operativo mínimo de 7.0 para garantizar su correcto funcionamiento.

Esta solución tecnológica no solo beneficiaría a los estudiantes y docentes del centro médico universitario, sino que también contribuiría a mejorar la eficiencia en la distribución de los recursos en los hospitales públicos, permitiendo una atención más rápida y enfocada en los casos que realmente requieren intervención médica presencial.

Nuestras principales contribuciones serán las siguientes:

- Desarrollamos una aplicación móvil donde se reservan citas médicas y citas no médicas atendidas por el chatbot capacitado.
- Luego se guardarán en el historial del paciente para consultarlos y verlos cuando no haya conexión a Internet.
- Proponemos que el chatbot aprenda de cada consulta realizada, ya que será entrenado utilizando modelo transformer y procesamiento de lenguaje natural

II. TRABAJO RELACIONADO

El campo del aprendizaje profundo y el procesamiento del lenguaje natural (PLN) cuenta con una extensa trayectoria tanto en la investigación académica

como en la industria. Estos enfoques han evolucionado de manera continua, lo que ha permitido descubrir nuevas aplicaciones en tecnologías emergentes. En esta sección, se analizan críticamente diversos estudios que emplean técnicas similares, destacando sus enfoques y resultados.

En [4], se describe el desarrollo y la evaluación de un sistema electrónico de información sanitaria (EHIS) orientado a mejorar la atención médica de adultos mayores en entornos comunitarios. Este sistema digitaliza y almacena información relevante como datos sociodemográficos, mediciones biométricas, evaluaciones de salud y respuestas a cuestionarios, contribuyendo así a mejorar la calidad de la atención [4].

El estudio presentado en [5] expone los resultados de una prueba de campo realizada en un hospital noruego sobre un sistema de apoyo a la toma de decisiones clínicas basado en aprendizaje automático. Este sistema utiliza PLN para extraer información clave de los registros médicos electrónicos, mejorando la calidad del tratamiento al facilitar la detección de alergias. También se destaca la necesidad de prevenir errores y fatiga por alertas [5].

En [6], se introduce un modelo de aprendizaje por refuerzo profundo, denominado WD3QNE, que emplea experiencia humana para asistir a los médicos en el tratamiento de la sepsis en tiempo real. Este modelo incorpora una función de valor Q objetivo ponderado para mejorar la precisión, y utiliza algoritmos de bosque aleatorio para la selección de características, logrando una tasa de supervivencia del 97.81 % en el conjunto de datos MIMIC-III [6].

El trabajo de [7] explora las actitudes y conocimientos de estudiantes de medicina respecto al uso de chatbots e inteligencia artificial en el ámbito médico. Los hallazgos ofrecen información valiosa para el diseño de programas educativos orientados al uso de estas herramientas tecnológicas [7].

Por su parte, [8] presenta a NOVA, un asistente virtual de enfermería basado en inteligencia artificial y PLN, que brinda recomendaciones personalizadas a los pacientes. Este sistema permite la interacción en lenguaje natural mediante texto o voz, y destaca la importancia de recopilar información detallada del usuario para ofrecer respuestas más precisas [8].

Estos estudios evidencian el potencial transformador de las tecnologías basadas en PLN y modelos de aprendizaje profundo en la atención médica. No obstante, también subrayan la necesidad de una correcta calibración y entrenamiento para garantizar precisión, seguridad y satisfacción del usuario final.

III. CONTRIBUCIÓN

a. *Conceptos*

Esta sección presenta los principales conceptos utilizados en nuestro trabajo. Nuestro objetivo es desarrollar una aplicación móvil, utilizando Modelos Transformer y Procesamiento de Lenguaje Natural para asistir a citas no médicas mediante un chatbot.

Modelo transformer [9]: Es una arquitectura de aprendizaje profundo no recurrente que emplea mecanismos de atención para codificar y decodificar secuencias. Ha superado a enfoques previos como las redes

neuronales recurrentes en tareas de procesamiento de lenguaje por su eficiencia y precisión.

Procesamiento natural del lenguaje [10]: Rama de la inteligencia artificial y la lingüística computacional centrada en la interacción entre humanos y computadoras mediante lenguaje natural, permitiendo analizar datos textuales y generar respuestas adecuadas.

Ejemplo (NLP): Un caso dado es que en el PLN se introduce información no estructurada como voz, escritura, CV's, etc.; estructurándose mediante clasificación, extracción, relación y búsqueda. Dando así predicciones, informes o alertas.

Chatbot [11]: Herramienta diseñada para simular conversaciones humanas, facilitando la automatización de tareas repetitivas. Puede integrarse en sitios web, aplicaciones móviles o asistentes virtuales, y utiliza módulos como historial de interacciones, contexto conversacional, y motores de PLN con modelos de deep learning.

Ejemplo (Chatbot): Un caso dado es que los chatbots necesitan módulos para un funcionamiento eficiente que generalmente son los siguientes: Canales de Chat, Historial de Registros, Contexto - PNL y entrenamientos del modelo Deep Learning.

Los módulos permiten que el chatbot sea más modular y escalable, lo que significa que la funcionalidad se divide en partes más pequeñas y manejables. Los módulos también permiten a los desarrolladores agregar nuevas funciones de manera más eficiente y sin afectar el funcionamiento general del chatbot.

Dart [12]: Lenguaje de programación orientado a objetos desarrollado por Google. Su sintaxis clara y su eficiencia lo convierten en una opción adecuada para aplicaciones móviles modernas.

Ejemplo (Dart): Algunos casos donde se utiliza actualmente el lenguaje Dart son en aplicaciones web, servidores, aplicaciones de consola y aplicaciones móviles.

FlutterFlow [13]: Plataforma visual que permite desarrollar interfaces móviles atractivas utilizando Dart y Flutter, sin necesidad de escribir código, lo que facilita el diseño ágil de prototipos funcionales para pruebas tempranas.

b. Método

En este apartado se detalla la principal aportación propuesta.

La investigación aborda el problema de la congestión en un centro médico universitario de Lima utilizando técnicas avanzadas de inteligencia artificial, en particular el aprendizaje profundo y el procesamiento del lenguaje natural (PLN). El método hace hincapié en aliviar la congestión de la atención no médica con un chatbot, reduciendo así la carga para los médicos y el personal sanitario, permitiéndoles priorizar cuestiones críticas y urgentes. La primera contribución es la introducción de un chatbot para consultas no médicas, mejorando la gestión de la atención de esta misma y mejorando la experiencia del paciente. A continuación, se describe a detalle la primera contribución:

- Registro de pacientes: la aplicación facilita el registro de pacientes, permitiendo el acceso completo a sus funciones. Esto incluye el chatbot, la programación de

citas y la revisión del perfil y el historial médico. En consecuencia, los pacientes obtienen un mayor control sobre su atención médica, todo desde su dispositivo móvil.

- Consulta de chatbot: el chatbot, que emplea técnicas como el aprendizaje profundo y el procesamiento del lenguaje natural (PNL), está diseñado para aprender continuamente de consultas no médicas realizadas por los pacientes. Como resultado, se vuelve cada vez más eficiente y fluido en sus respuestas con cada interacción del usuario. Esta adaptabilidad hace que la aplicación sea más intuitiva, lo que le permite atender eficazmente las necesidades y requisitos únicos de cada paciente.

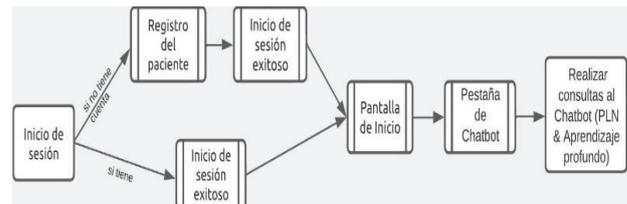


Fig. 1 Proceso para realizar consultas al Chatbot. Elaboración propia

La Figura 1 describe el proceso de consulta del chatbot en la aplicación. Una vez finalizado ese proceso, entonces la aplicación muestra la pantalla de “Inicio”, donde seleccionamos la “Pestaña Chatbot” y finalmente procedemos a realizar las “Consultas de Chatbot (PLN & Deep learning)”.

Para la segunda contribución de este estudio, se ha propuesto la integración de una función de reserva de citas médicas. Esta incorporación tiene como objetivo mejorar la experiencia del paciente, brindando una opción fácil de usar que brinda a los pacientes más comodidad y autonomía en la gestión de sus citas médicas. A continuación, se describe la segunda contribución:

- Reserva de citas: una vez registrados e iniciados sesión, los pacientes utilizan esta función para reservar citas médicas presenciales en el centro médico universitario directamente a través de la aplicación. Este proceso simplificado interactúa con una base de datos actualizada periódicamente que muestra las fechas y horarios disponibles. Estas citas se guardarán en el historial del paciente para consultarlas cuando no se disponga de una conexión a Internet. El acceso al historial sin conexión está habilitado mediante un almacenamiento local cifrado en el dispositivo móvil del paciente. Este historial puede ser consultado únicamente por el paciente, garantizando la privacidad de sus datos. El personal sanitario accede al historial únicamente mediante la sincronización en línea o si el paciente lo comparte directamente.

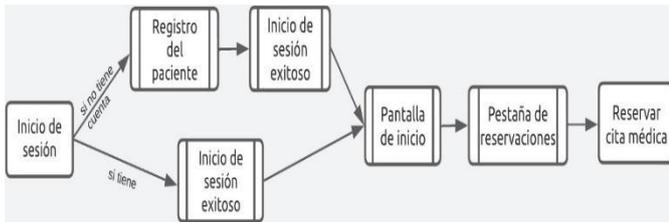


Fig. 2 Proceso para realizar una reserva de cita médica.
Elaboración propia

En la Figura 2 se describen inicialmente los mismos procesos que en la Figura 1 hasta la pantalla de “Inicio”, donde el usuario selecciona la “pestaña Reservas” para posteriormente realizar su “reserva de cita médica” y acudir con el especialista reservado para consultar su salud.

IV. DATOS RECOPIADOS

Esta sección detalla las dos especialidades intervenidas, porque la pandemia de COVID-19, que comenzó en 2020, transformó significativamente la prestación de servicios de salud en Perú, incluyendo las áreas de nutrición y psicología. Durante este período, se implementaron modalidades de atención virtual para garantizar la continuidad de los servicios y minimizar el riesgo de contagio. Dando a continuación con las 2 especialidades recopiladas:

a. Atención Psicológica: Es el acompañamiento profesional para mejorar el bienestar mental, gestionar emociones y afrontar problemas de manera saludable. A continuación, con los 2 datos recopilados.

- Instituto Nacional de Salud Mental (INSM): En abril de 2021, el INSM reportó la realización de 15,145 atenciones y orientaciones psicológicas, principalmente a través de telepsicología. Este enfoque permitió llegar a poblaciones en zonas alejadas y redujo el porcentaje de abandono que se observaba en las atenciones presenciales. [14]

- Centros de Salud Mental Comunitarios (CSMC): Un estudio publicado en 2023 analizó las experiencias de usuarios y familiares en CSMC de Lima y Callao durante la pandemia. Los resultados indicaron una preferencia por las atenciones presenciales sobre las virtuales. Sin embargo, las llamadas telefónicas fueron una estrategia efectiva y bien recibida por los usuarios, especialmente en contextos donde la telemedicina no era accesible. [15]

b. Atención Nutricional: Guía la alimentación para mejorar la salud, prevenir enfermedades y optimizar el bienestar según las necesidades individuales. A continuación, un caso recopilado.

- Telemedicina en Nutrición: La telemedicina emergió como una herramienta clave en la atención nutricional durante la pandemia. Estudios internacionales han demostrado que programas de telesalud que incluyen entrenamiento en línea y dispositivos inalámbricos pueden ayudar a los pacientes a perder peso y mejorar los

resultados clínicos. Aunque estos estudios se realizaron en otros países, sugieren que la telemedicina podría ser una solución efectiva en Perú para abordar problemas como la obesidad y el sobrepeso. [16]

V. EXPERIMENTACIÓN

En esta sección discutiremos los experimentos a los que se ha sometido nuestro proyecto, así como lo que se necesita para replicar estos experimentos y los resultados obtenidos después de este proceso.

a. Datos Preliminares

La figura 3 presentada muestra un análisis sobre la existencia de problemas en los centros de salud, ya sea al momento de reservar citas o relacionados con la atención dentro del centro. Según los datos reflejados en el gráfico, el 92% de los 25 encuestados indicó que sí presentaron problemas, mientras que el 8% señaló que no tuvieron inconvenientes.

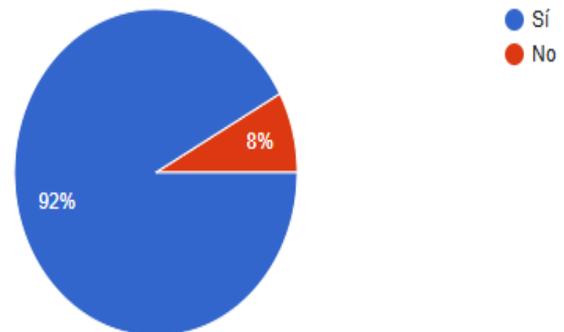


Fig. 3 Presentación de problemas. Elaboración propia

El amplio porcentaje de usuarios que enfrentaron problemas evidencia una clara deficiencia en los procesos o sistemas actuales de los centros de salud, que incluyen:

- Reservas complicadas: Dificultades para encontrar horarios disponibles, saturación en las líneas telefónicas o errores en las plataformas digitales de reserva.
- Largas esperas: Tanto para la atención en ventanilla como para el ingreso a consulta médica.
- Falta de información: Confusión sobre la ubicación de servicios específicos dentro del centro o falta de claridad en los requisitos para ciertas atenciones.
- Cancelaciones imprevistas: Casos donde las citas son reprogramadas sin previo aviso o directamente canceladas.

Estos resultados subrayan la necesidad de implementar una aplicación móvil que permita optimizar y facilitar la interacción de los pacientes con los centros de salud. Una solución tecnológica podría abordar muchos de los problemas señalados.

TABLA I: ELABORACIÓN PROPIA [17]

Entidad	Tiempo en espera (minutos)	Tiempo de asistencia (minutos)
INEI	81	75
MINSAs	114	75
ESSALUD	58	75
FF. AUTOMÓVIL CLUB BRITÁNICO. Y POLICÍA EFECTIVO	50	75
APLICACIÓN	0	38,75

En la Tabla I a continuación se muestran los datos recopilados del INEI, donde el tiempo de espera varía para cada establecimiento o sector, con el tiempo de espera y el tiempo de atención de Psicología.

Los establecimientos tienen tiempos de espera excesivos, lo que genera congestión en el centro médico universitario. INEI, MINSAs, ESSALUD y Fuerzas Armadas y Policiales tienen tiempos de espera de 81, 114, 58 y 50 minutos respectivamente. Por otro lado, la atención de Psicología tiene un promedio de 75 minutos en los establecimientos mencionados, provocando una espera considerable en los pacientes debido a que los médicos en comparación con los pacientes son muy escasos. [6]. Finalmente, la APP obvia el proceso de espera porque no necesita concertar cita con el chat propiamente dicho, al ingresar y ser atendido se obtiene un aproximado de 40 minutos (obtenido por el PERT), además no sería secuencial porque el chatbot Atenderá a varios pacientes al mismo tiempo en Psicología.

TABLA II: ELABORACIÓN PROPIA [17]

Entidad	Tiempo en espera (minutos)	Tiempo de asistencia (minutos)
INEI	81	35
MINSAs	114	35
ESSALUD	58	35
FF. AUTOMÓVIL CLUB BRITÁNICO. Y FUERZAS POLICIALES	50	35
APLICACIÓN	0	22,5

En la Tabla II a continuación se muestran los datos recopilados del INEI, donde el tiempo de espera varía para cada establecimiento o sector, con el tiempo de espera y el tiempo de atención de Nutrición.

Las instalaciones presentan tiempos de espera excesivos, lo que genera congestión de los centros de salud. INEI, MINSAs, ESSALUD y Fuerzas Armadas y Policiales dan tiempos de 81, 114, 58 y 50 minutos respectivamente. Por otro lado, la atención de Nutrición tiene un promedio de 75 minutos en las instalaciones antes mencionadas, lo que genera una espera considerable para los pacientes debido a que los médicos en comparación con los pacientes

son muy escasos. [6]. Finalmente, la APP obvia el proceso de espera porque no necesita concertar cita con el chat propiamente dicho, al ingresar y ser atendido se obtiene un aproximado de 23 minutos (obtenido por el PERT), además no sería secuencial porque el chatbot Atenderá a varios pacientes al mismo tiempo en Psicología.

b. Protocolo experimental

En esta subsección, detallamos la configuración del entorno en el que se realizaron los experimentos, así como las especificaciones de hardware local y las aplicaciones utilizadas.

Este trabajo se desarrollará en una computadora con una CPU Intel Core i5-8600k, GPU NVIDIA GeForce 1050ti y 16 gb de RAM.

```

ALGORITHM Chatbot_Transformer

FUNCTION PreprocessData(data: SORT): SORT
// Perform data preprocessing
// Tokenize, clean and encode the input data
// Return the preprocessed data
END FUNCTION

FUNCTION TrainModel(data: CHAINE)
// Train the Transformer model with the input data
// Split the data into batches
// Calculate the loss function and optimize the parameters of the model
END FUNCTION

FUNCTION GenerateResponse(input_user: CHAIN): CHAIN
// Preprocess user input
// Pass the input through the Transformer model to generate a response
// Return the response generated by the model.
END FUNCTION

FUNCTION InitializeChatbot()
WHILE True
WRITE "User: "
READ input_user
response <- GenerateResponse(input_user)
WRITE "Chatbot: " + response
END WHILE
END FUNCTION

MAIN
// Import required libraries

PROCESS Chatbot_Transformer
// Define the architecture of the Transformer model

// Create an instance of the Transformer model

// Load and preprocess training data
training_data <- ReadFile("training_data.txt")
preprocessed_data <- PreprocessData(training_data)

// Train the Transformer model
TrainModel(preprocessed_data)

// Initialize the chatbot
StartChatbot()
END PROCESS

END ALGORITHM

```

Fig. 4 Estructura básica de un pseudocódigo que implementa PLN y Modelo Transformer. Elaboración propia

En la Figura 4 se muestra un pseudocódigo donde se representa el contenido de un chatbot con procesamiento de lenguaje natural y entrenado con modelo transformer. Algunos datos o funciones se describen a continuación:

1. "FUNCTION PreprocessData" recibe los datos de entrada como una cadena y realiza los pasos de preprocesamiento necesarios. Inicialmente, tokeniza los datos, dividiéndolos en palabras o tokens individuales. Después de eso, limpia los datos eliminando cualquier carácter no deseado, como puntuación o símbolos especiales. Finalmente, codifica los datos, convirtiendo las palabras o tokens en un formato que los algoritmos de aprendizaje automático puedan utilizar fácilmente, como valores numéricos o vectores. Luego, la función devuelve los datos preprocesados, ahora en un formato adecuado

para su posterior análisis o procesamiento.

2. “FUNCTION TrainModel” toma los datos preprocesados como entrada y entrena un modelo Transformer. Inicialmente, divide los datos en lotes, lo que facilita un entrenamiento eficiente y permite que el modelo procese los datos en fragmentos manejables. A continuación, calcula la función de pérdida de cada lote para medir la discrepancia entre las predicciones del modelo y los datos reales. Por último, optimiza los parámetros del modelo utilizando un algoritmo de optimización para minimizar la pérdida calculada. A través de varias iteraciones de este proceso, conocidas como épocas, FUNCTION TrainModel refina el modelo Transformer para que se ajuste mejor a los datos de entrada y mejore su rendimiento predictivo.

3. “FUNCTION GenerarRespuesta” acepta la entrada del usuario en forma de cadena e inicia el preprocesamiento requerido en esta entrada. Este preprocesamiento puede incluir pasos como tokenización, limpieza y codificación para preparar los datos para el modelo Transformer. Una vez preprocesada, la función introduce la entrada en el modelo Transformer, que procesa los datos y genera una respuesta correspondiente basada en sus parámetros entrenados y los datos de entrada. La función devuelve esta respuesta generada, formateada como una cadena. FUNCTION GenerateResponse sirve como puente entre la entrada del usuario y el modelo Transformer, facilitando una interacción fluida y asegurando que la respuesta generada tenga el formato adecuado para su uso posterior o para mostrarla al usuario.

4. “FUNCTION InitializeChatbot” actúa como el bucle central que impulsa la sesión interactiva del chatbot. Dentro de este bucle, se le solicita al usuario que ingrese una pregunta a través de una interfaz de usuario. Al recibir la entrada del usuario, se invoca a “FUNCTION GenerateResponse” para procesar la entrada y formular una respuesta basada en los patrones aprendidos del modelo Transformer. “FUNCTION GenerateResponse” puede involucrar varios subprocesos, como preprocesar la entrada, pasarla a través del modelo y postprocesar la respuesta generada para garantizar que esté formateada y sea coherente. Luego, la respuesta se muestra en la pantalla, lo que proporciona una interacción en tiempo real entre el usuario y el chatbot. Este bucle continúa, lo que permite una conversación en curso hasta que el usuario finaliza la sesión o alguna condición predefinida dentro de “FUNCTION InitializeChatbot”.

5. En el segmento principal del programa, etiquetado como PRINCIPAL, se define el proceso denominado Chatbot_Transformer. Dentro de este proceso, se llevan a cabo varios pasos cruciales para configurar e iniciar la funcionalidad del chatbot. Inicialmente, el modelo Transformer está configurado para establecer los parámetros y configuraciones necesarios para un rendimiento óptimo. Después de esta configuración, los datos de entrenamiento se cargan en la memoria y se someten a un preprocesamiento para garantizar que estén en un formato adecuado para entrenar el modelo.

Posteriormente, el modelo se entrena utilizando los datos de entrenamiento preprocesados para aprender y adaptarse a los patrones subyacentes dentro de los datos. Una vez completada con éxito la fase de capacitación, el chatbot se activa llamando a “FUNCTION InitializeChatbot”, que configura el entorno necesario para que el chatbot opere e interactúe con los usuarios.

```
MAIN FUNCTION.  
  WRITE "Welcome to the non-medical appointment chatbot!"  
  WRITE "I'm here to help you with your nutrition and psychology questions."  
  
  REPEAT  
    WRITE "Ask your question (or type 'exit' to finish):"  
    READ question  
  
    IF question = "exit" THEN  
      EXIT  
    END IF  
  
    answer = Get_Answer(question)  
    WRITE "Answer: " + answer  
  UNTIL FALSE  
  
END FUNCTION
```

Fig. 5 Estructura básica de un pseudocódigo para implementar un chatbot. Elaboración propia

La Figura 5 muestra un pseudocódigo que proporciona una estructura básica para implementar un chatbot que utiliza un modelo Transformer en el procesamiento del lenguaje natural. Es importante señalar que el pseudocódigo se centra en la lógica del programa y no especifica los detalles técnicos de la implementación del modelo Transformer ni de las técnicas de preprocesamiento de datos.

Así, al implementar esta solución se tomaría las siguientes métricas, donde el tiempo promedio de un chatbot varía según lo que está aprendiendo, y el tiempo de respuesta del paciente es el tiempo que tarda en responder las preguntas del paciente al chatbot.

c. Resultados.

La aplicación de chatbot resuelve el problema de la congestión en un centro médico universitario al reducir significativamente los tiempos de espera de los pacientes. Gracias a esta solución, los pacientes ya no deben esperar largos períodos para recibir atención, lo que mejora su experiencia general y garantiza un acceso más rápido a los servicios médicos necesarios. Además de reducir los tiempos de espera, la aplicación también contribuye a la optimización de los recursos. Al automatizar y agilizar la atención en áreas no médicas, permite al personal médico concentrarse en casos más críticos y urgentes. Esto puede resultar en una asignación más eficiente de los recursos humanos y una mejor gestión del tiempo del personal médico. En resumen, la solución basada en el chatbot no solo reduce considerablemente los tiempos de espera de los pacientes, sino que también optimiza los recursos al facilitar una mejor distribución de la carga de trabajo del personal médico. Estos beneficios hacen que la solución sea favorable y rentable, mejorando tanto la calidad de la atención como la experiencia del paciente en el sistema sanitario.

Se diseñaron preguntas para 25 usuarios, la mayoría de los cuales tienen entre 18 y 25 años. Posteriormente, se les preguntó sobre cuestiones relacionadas con el sector

sanitario, y el 92% respondió afirmativamente que tuvo problemas. Los problemas generales señalados incluyeron mala atención (43.5%) y atención retrasada (56.5%).

Entre los encuestados, el 36% considera que una sesión con un psicólogo debe durar entre 30 y 40 minutos, mientras que el 56% opina que una sesión con un nutricionista debería durar entre 20 y 30 minutos.

Luego se evaluaron métricas a 25 usuarios que se mostrarán a continuación:

En la figura 6 presentada, se incorporaron métricas adicionales para evaluar el desempeño del chatbot implementado en esta solución tecnológica. La precisión de respuestas del chatbot fue del 88 %, medida mediante un conjunto de preguntas frecuentes validadas por especialistas en salud no médica. Esta precisión refleja su capacidad para proporcionar respuestas relevantes y coherentes ante las consultas de los usuarios. Por otro lado, se identificó una tasa de error del 12 %, correspondiente a respuestas incorrectas o fuera de contexto, especialmente cuando el chatbot enfrentaba frases ambiguas o jerga local no prevista durante las consultas.

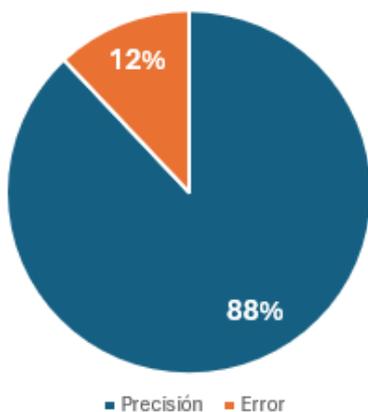


Fig. 6 Porcentaje de precisión vs error. Elaboración propia

En la figura 7 presentada se evaluó la satisfacción del usuario, se realizó una encuesta posterior al uso de la aplicación, obteniendo un índice de satisfacción general del 84 %. Entre los aspectos más valorados se encuentran la rapidez en la atención y la facilidad de uso de la interfaz, mientras que el 16% se relacionaron principalmente con la falta de respuestas ante preguntas abiertas o emocionales.



Fig. 7 Porcentaje de satisfacción. Elaboración propia

En la figura 8 presentada, el tiempo promedio total (incluyendo espera y asistencia) se redujo de un promedio

de 114 minutos (modelo tradicional en MINSA) a solo 39.5 minutos con la aplicación. Esta mejora no solo implica un ahorro considerable de tiempo para los usuarios, sino también un impacto positivo en la eficiencia del centro médico universitario, donde ahora se puede atender a un mayor número de personas en menos tiempo.

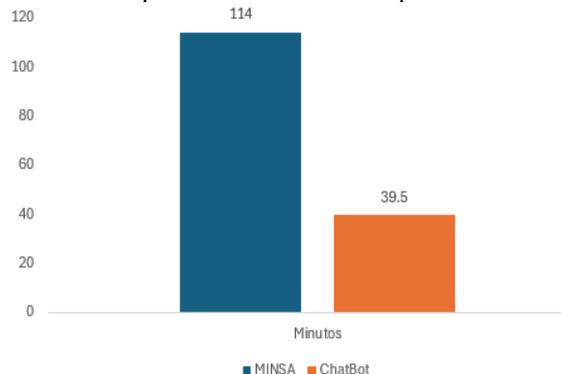


Fig. 8 Gráfico de columnas agrupadas sobre el tiempo. Elaboración propia

Finalmente, los comentarios recibidos fueron diversos, ya que algunas personas destacaron la descongestión, mientras que otras resaltaron la atención brindada a través de este medio. Todos coincidieron en la importancia de la reserva a través de la aplicación y reconocieron que la duración de una sesión debe ajustarse a las necesidades específicas de cada caso. Por ejemplo, una persona que sufre de depresión y requiere atención probablemente no necesite una sesión tan larga como aquella de un paciente con problemas de salud diferentes.

VI. CONCLUSIONES

Este artículo presenta un enfoque innovador para mejorar la atención médica en Perú mediante el uso de un chatbot entrenado con técnicas de aprendizaje profundo y procesamiento de lenguaje natural. El chatbot es capaz de comprender eficazmente las solicitudes de los pacientes y aprender de las preguntas y peticiones frecuentes para mejorar continuamente su desempeño. En general, este trabajo propone una solución innovadora y prometedora para la mejora de la atención médica en Perú.

El uso de tecnologías avanzadas, como el procesamiento de lenguaje natural y el aprendizaje profundo, mejora significativamente la calidad de la atención médica al permitir que los pacientes interactúen con el sistema utilizando un lenguaje cotidiano. Esto contribuye a reducir la barrera de entrada para aquellos pacientes que no están familiarizados con la terminología médica, mejorando así la experiencia general del usuario.

Recopilar información detallada sobre el usuario es fundamental para ofrecer una respuesta eficaz y adecuada. La aplicación contará con una interfaz intuitiva que permitirá a los usuarios acceder a todas las funcionalidades, tanto en línea como en modo virtual. Además, interpretará la información proporcionada por el usuario en forma de texto, generando recomendaciones precisas y personalizadas, de manera que actuará como un asistente personal privado.

La solución basada en el chatbot no solo reduce considerablemente los tiempos de espera de los pacientes, sino que también optimiza los recursos al facilitar una mejor distribución de la carga de trabajo del personal médico. Estos beneficios hacen que la solución sea favorable y rentable, mejorando tanto la calidad de la atención como la experiencia del paciente en el sistema sanitario.

Como línea futura de trabajo, se propone ampliar la disponibilidad del sistema mediante el desarrollo de una versión para dispositivos iOS y una plataforma web accesible desde navegadores. Esto permitirá extender el alcance del chatbot a un mayor número de usuarios, asegurando una cobertura más inclusiva y multiplataforma, especialmente considerando que actualmente el sistema está limitado al entorno Android.

Finalmente, concluimos que tanto el chatbot como la funcionalidad de reservas contribuyen de manera sustancial en descongestionar la atención ambulatoria y optimizar el tiempo de los profesionales de la salud al reducir las atenciones no médicas. Los resultados obtenidos superaron nuestras expectativas, mejorando la eficiencia y productividad en el centro médico universitario, lo que, a su vez, beneficia la calidad de vida de los pacientes.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Agradecemos a la Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas y a los profesores involucrados que, con su guía y conocimientos, hicieron posible la realización de este trabajo de investigación. Asimismo, expresamos nuestra gratitud a nuestras familias por su apoyo incondicional y confianza durante todo este proceso.

REFERENCIAS

[1] Lossio, J. (2021). Covid-19 en el Perú: respuestas estatales y sociales. *História, Ciências, Saúde-Manguinhos*, 28, 581-585.

[2] Perú: Fortalecimiento del sistema de salud para avanzar hacia la salud universal. (2020). OPS/OMS | Organización Panamericana de la Salud. <https://www.paho.org/es/peru/peru-fortalecimiento-sistema-salud-para-avanzar-hacia-salud-universal>

[3] Principales desafíos de la atención médica en el futuro inmediato | Conexión ESAN. (2022). <https://www.esan.edu.pe/conexion-esan/principales-desafios-de-la-atencion-medica-en-el-futuro-inmediato>

[4] Choi, KS, Chan, SH, Ho, CL y Matejak, M. (2022). Desarrollo de un Sistema de Información Sanitaria para la Atención Comunitaria de Adultos Mayores y Evaluación de su Aceptación y Usabilidad. *Salud Digital*, 8, 20552076221109083

[5] Berge, GT, Granmo, OC, Tveit, TO, Munkvold, BE, Ruthjersen, AL y Sharma, J. (2023). Sistema de apoyo a decisiones clínicas basado en aprendizaje automático para búsquedas basadas en conceptos: una prueba de campo en un hospital noruego. *BMC Informática médica y toma de decisiones*, 23(1), 5.

[6] Wu, X., Li, R., He, Z., Yu, T. y Cheng, C. (2023). Un modelo de aprendizaje por refuerzo profundo basado en valores con experiencia humana en el tratamiento óptimo de la sepsis. *Medicina digital de NPI*, 6(1),15.

[7] Moldt, JA, Festl-Wietek, T., Madany Mamlouk, A., Nieselt, K., Fuhl, W. y Herrmann-Werner, A. (2023). Chatbots para futuros médicos: explorando las actitudes y el conocimiento de los estudiantes de medicina hacia la inteligencia artificial y los chatbots médicos. *Educación médica en línea*, 28(1), 2182659.

[8] Bidve, VS, Virkar, A., Raut, P. y Velapurkar, S. (2023). NOVA-Un asistente de enfermería virtual. *Revista Indonesia de Ingeniería Eléctrica e Informática*, 30(1), 307. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v30.i1.pp307-315>

[9] Merritt, R. (2022, 19 de abril). ¿Qué es un modelo transformador? | Blog de NVIDIA. Blog Oficial De NVIDIA latino

America. <https://la.blogs.nvidia.com/2022/04/19/que-es-un-modelo-transformador/>

[10] Procesamiento de Lenguaje Natural – Datia. (Dakota del Norte). <http://dat-ia.com/procesamiento-de-lenguaje-natural/>

[11] Bandrés, M. Á. G. (2021, 4 de febrero). Chatbots o asistentes conversacionales basados en Inteligencia Artificial y técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural. ITAINNOVA. <https://www.itainnova.es/blog/big-data-y-sistemas-cognitivos/chatbots-o-asistentes-conversacionales-basadas-en-inteligencia-artificial-y-tecnicas-de-procesamiento-de-lenguaje-natural/>

[12] Cordón, MJM (2023). ¿Qué es el lenguaje de programación DART? Blog de Hiberus Tecnología. <https://www.hiberus.com/crecemos-contigo/que-es-el-lenguaje-de-programacion-dart/>

[13] Morillo, J. (2022). ¿Qué es FlutterFlow? esFlutterFlow. <https://esflutterflow.hashnode.dev/que-es-flutterflow>

[14] Instituto Nacional de Salud Mental Honorio Delgado - Hideyo Noguchi". (s. f.). <https://www.insm.gob.pe/oficinas/comunicaciones/notasdeprensa/2021/015.html>

[15] Cusihuaman-Lope, N., Vilela-Estrada, A. L., Cavero, V., Villarreal-Zegarra, D., & Diez-Canseco, F. (2023). Experiencias de usuarios y familiares sobre la atención recibida en centros de salud mental comunitaria de Lima y Callao durante la pandemia de la COVID-19. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública*, 278-286. <https://doi.org/10.17843/rpmesp.2023.403.12717>

[16] La telemedicina en nutrición y psicología. (s. f.). <https://www.myrgroup.pe/blog/la-telemedicina-en-nutricion-y-psicologia-peru-89>

[17] INEI. (Dakota del Norte). Instituto Nacional de Estadística E Informática. <https://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/usuarios-esperan-mas-de-una-hora-para-ser-atendidos-en-un-establecimiento-de-salud-7823/#:~:text=Usuarios%20esperan%20m%C3%A1s%20de%20una,de%20salud%20a%20nivel%20nacional.>