

Design of a triage chatbot to rule out respiratory diseases: Systematic Review

Abel Ponte Santos, Mg¹, Diaz Ordoñez Kevin Albert, Bach², Condor Baldeon, Anthony Andrey, Bach³

^{1,3} Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú C21491@utp.edu.pe, 1520796@utp.edu.pe

² Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, U19202892@utp.edu.pe

Abstract- Nowadays, companies, in order to increase their productivity, have incorporated AI such as chatbots which are computer programs capable of conversing naturally with humans in a more efficient way. In this sense, chatbots are considered worthy of research in healthcare, as they play a crucial role in the triage of respiratory diseases. Their impact lies in their ability to streamline healthcare triage, in the initial assessment of the patient by providing a quick and accessible way to describe their symptoms, which facilitates the early identification of severe cases and thus reduce hospital collapse. In addition, the implementation of this chatbot provides information, answers questions and efficiently directs patients to relevant resources and recommendations to be subsequently diagnosed and treated by the physician. To address this issue, two systematic review methodologies were employed, such as the PICO and PRISMA method. Furthermore, by formulating research questions and inclusion and exclusion criteria, 10 open-access research articles were collected from Scopus and Redalyc databases. In the end, the results revealed that detailed information gathering by the chatbot, supported by advanced algorithms, improves the accuracy of triage when assessing symptom severity. Therefore, this chatbot not only functions as a preliminary diagnostic tool, but also plays a crucial role in providing information on preventive measures and self-care guidelines.

Keywords-Chatbot, COVID-19, AI, symptoms, implementation, medical systems.

Digital Object Identifier: (only for full papers, inserted by LACCEI).

ISSN, ISBN: (to be inserted by LACCEI).

DO NOT REMOVE

Diseño de un chatbot de triaje para descartar enfermedades respiratorias: Revisión sistemática

Abel Ponte Santos, Mg¹, Diaz Ordoñez Kevin Albert, Bach², Condor Baldeon, Anthony Andrey, Bach³

^{1,3} Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú C21491@utp.edu.pe, 1520796@utp.edu.pe

² Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, U19202892@utp.edu.pe

Resumen- En la actualidad, las empresas, con el fin de aumentar su productividad, han incorporado IA como los chatbots, que son programas informáticos capaces de conversar de forma natural con los humanos de una manera más eficiente. En este sentido, los chatbots se consideran dignos de investigación en el ámbito sanitario, ya que desempeñan un papel crucial en el triaje de enfermedades respiratorias. Su impacto radica en su capacidad para agilizar el triaje sanitario, en la evaluación inicial del paciente al proporcionar una forma rápida y accesible de describir sus síntomas, lo que facilita la identificación precoz de casos graves y reducir así el colapso hospitalario. Además, la implementación de este chatbot proporciona información, responde preguntas y dirige eficientemente a los pacientes a los recursos y recomendaciones pertinentes para que sean posteriormente diagnosticados y tratados por el médico. Para abordar esta cuestión, se emplearon dos metodologías de revisión sistemática, como el método PICO y PRISMA. Además, mediante la formulación de preguntas de investigación y criterios de inclusión y exclusión, se recopiló 10 artículos de investigación de libre acceso de las bases de datos Scopus y Redalyc. Al final, los resultados revelaron que la recopilación de información detallada por parte del chatbot, con el apoyo de algoritmos avanzados, mejora la precisión del triaje a la hora de evaluar la gravedad de los síntomas. Por lo tanto, este chatbot no sólo funciona como herramienta de diagnóstico preliminar, sino que también desempeña un papel crucial a la hora de proporcionar información sobre medidas preventivas y pautas de autocuidado.

Palabras clave-Chatbot, COVID-19, IA, síntomas, implementación, sistemas médicos.

I. INTRODUCCIÓN

En el contexto actual del Perú, desde el 3 de enero de 2020 hasta las 12:20 p. m. CEST del 30 de agosto de 2023, se han registrado 4.517.034 casos confirmados de COVID-19 con 221.364 muertes, reportadas a la OMS. Al 2 de junio de 2023, se han administrado un total de 89.593.907 dosis de vacuna.[1]. Marcado por la creciente carga de enfermedades respiratorias y la necesidad de soluciones innovadoras en atención médica, el diseño de un chatbot de triaje para el descarte de dichas enfermedades se presenta como una respuesta fundamental. En este contexto, los chatbots son sistemas de software que permiten a los usuarios interactuar con un programa como si estuvieran hablando con otra persona, a menudo utilizando el aprendizaje automático para lograr el efecto de una respuesta inteligente.

Digital Object Identifier: (only for full papers, inserted by LACCEI).
ISSN, ISBN: (to be inserted by LACCEI).
DO NOT REMOVE

No obstante, la pandemia de COVID-19 ha acentuado la importancia de una evaluación temprana de síntomas respiratorios, pero el acceso limitado a atención médica de calidad y la saturación de los sistemas de salud plantean desafíos significativos. Como en varios países de Latinoamérica la población rural se refleja la deficiencia en los centros de salud, ya que estos no cuentan con el personal especializado en el área deneumología.

Por consiguiente, este chatbot ofrecería un acceso amplio y constante a la evaluación de síntomas, es decir, cumplirá con eficiencia de una atención médica al brindar a los ciudadanos una herramienta de evaluación de síntomas disponible las 24 horas del día, los 7 días de la semana, independientemente de la ubicación geográfica, aliviando de este modo la carga de trabajo de los profesionales de la salud y permitiéndoles enfocarse en casos críticos. Además, contribuiría a la detección temprana de brotes y a la recopilación de datos epidemiológicos en tiempo real, lo que sería invaluable para la toma de decisiones en políticas de salud pública.[2]

II. METODOLOGÍA

A. Estrategia de búsqueda

En este proyecto de investigación se utilizó una revisión sistemática de literatura (RSL) para recopilar datos de artículos científicos. Se utilizó la estrategia de búsqueda PICO para realizar una búsqueda precisa. La pregunta de investigación que se planteó para este RSL fue la siguiente (RQ):¿Qué herramientas basada en IA se utilizan para optimizar y mejorar el triaje en descarte de enfermedades respiratorias en pacientes con síntomas respiratorios?. Adicionalmente, en base a los componentes PICO, se desarrollaron las siguientes preguntas específicas: RQ1:¿Cuáles son los problemas en la realización de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias en entornos de atención médica? RQ2:¿Qué características y funcionalidades son efectivas en un chatbot de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias? RQ3:¿Cómo se compara la precisión y la eficacia de un chatbot de triaje en comparación con los métodos de triaje tradicionales llevados a cabo por especialistas? RQ4: ¿Cuál es el impacto en la rapidez y eficiencia del proceso de triaje al utilizar un chatbot de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias?

De este modo, se identificó las palabras claves relacionados con el tema de investigación. Estos puntos se utilizaron para crear una ecuación de búsqueda sistemática que permitió encontrar los artículos científicos relevantes: Problema o población(P), Respiratory symptoms, Difficulties in triage, clinical evaluation, Case prioritization, Medical evaluation, Immediate attention, Admission criteria, Compromised breathing, Oxygen saturation; Intervencion(I), Chatbot, Dialogue interaction, Conversational agent, Automated communication, Predefined responses, Artificial intelligence, Machine learning; Resultados(O), Performance evaluation, Reduction of waiting times, Triage efficiency, Automation of clinical processes.

Por consiguiente, se obtuvo la ecuación de búsqueda con las palabras claves y se aplicó parámetros mediante los operadores booleanos para un resultado preciso de búsqueda avanzada en diversas bases de datos: ("Respiratory symptoms" OR "Difficulties in triage" OR "Clinical evaluation" OR "Case prioritization" OR "Medical evaluation" OR "Immediate attention" OR "Admission criteria" OR "Compromised breathing" OR "Oxygen saturation".) AND ("Chatbot" OR "Dialogue interaction" OR "Conversational agent" OR "Automated communication" OR "Predefined responses" OR "Artificial intelligence" OR "Machine learning") AND ("Verbal exchange" OR "Experience-based learning" OR "Direct communication" OR "Physical interface") AND ("Performance evaluation" OR "Reduction of waiting times" OR "Triage efficiency" OR "Automation of clinical processes")

Cabe mencionar que se realizó la búsqueda en las siguientes bases de datos: Scopus y Redalyc. Para realizar la búsqueda en las bases de datos mencionadas, se utilizó la misma ecuación de búsqueda en todas ellas. En Scopus se encontraron 30 artículos y en Redalyc 24 artículos.

B. Criterios de inclusión y exclusión

Para seleccionar los artículos relevantes para la investigación se utilizó el método PRISMA. Asimismo, se realizó un cribado para aplicar los criterios de inclusión y exclusión. Además, se evaluó la relación de los artículos con el tema de investigación y se definieron los criterios específicos para la selección de artículos, otorgándoles un código para su identificación (CI1, CI2, .../CE1, CE2, ...).

1. Criterios de Inclusión

- CI1. Los artículos deben abordar información sobre síntomas y enfermedades respiratorias.
- CI2. Los estudios deben tener relación con chatbots (IA)
- CI3. Documentos deben ser libre acceso
- CI4. Los documentos deben abordar entre 2018 y 2023

2. Criterios de Exclusión

- CE1. Los estudios no deben estar en otro idioma diferente al

español e inglés.

CE2. No se acepta documentos de bases de datos de fuentes no confiables.

CE3. Documentos que no tienen acceso abierto.

CE4. No deben ser estudios de entornos simulados.

C. Proceso de selección

Para seleccionar los artículos relevantes para la investigación, se aplicaron diversas estrategias, como la ecuación de búsqueda sistemática en diferentes bases de datos. Se determinó un filtro de año de publicación, de modo que se consideraron sólo artículos publicados entre 2018 y 2023. Asimismo, se realizó la búsqueda en las bases de datos Scopus y Redalyc. En Scopus se encontraron 30 artículos y en Redalyc 24 artículos. En Scopus, se aplicaron filtros adicionales, como el acceso abierto, el idioma (inglés o español) y el tipo de documento (review, article). De esta manera, se obtuvieron 11 artículos. A continuación, se realizó un filtrado de los artículos, en el que se aplicaron criterios de inclusión, como la revisión del resumen. Como resultado final, se obtuvieron 4 artículos de interés al tema de investigación. En Redalyc, se aplicaron los mismos filtros que en Scopus en donde se obtuvo como resultado 6 artículos de interés. (Ver Fig. 1)

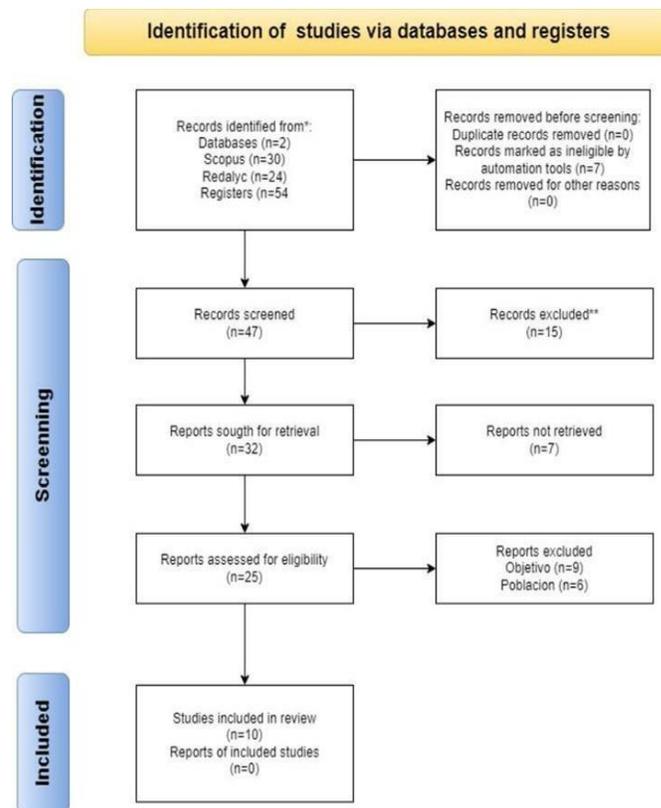


Fig. 1. Diagrama PRISMA de artículos seleccionados

III. RESULTADOS

Después de llevar a cabo la búsqueda utilizando la metodología PICO en la base de datos Scopus, se identificaron 3 fuentes de investigación que cumplían con los filtros de exclusión y elegibilidad. Además, se recuperó un estudio adicional mediante una ecuación con palabras clave especializadas en el tema de investigación. De manera similar, al utilizar la misma metodología en la base de datos Redalyc, se realizó la selección de 4 artículos que cumplían con los filtros determinados de descarte y selección. También se recuperaron 2 artículos adicionales mediante una ecuación con palabras clave con un buen nivel de aceptación en el tema orientado a la investigación de la RSL. Estos resultados fueron organizados en un cuadro de Excel para resumir los procedimientos llevados a cabo (Ver Tabla 1 y 2).

TABLA I.
RESULTADO DE ARTÍCULOS SELECCIONADOS SCOPUS

Metodología PICO		
Base de Datos SCOPUS		Procedimiento
Identificación	30	Resultados
	0	Filtro de duplicado
Cribado	15	Filtro por año, tipo de artículo e idioma
	8	Elegibles por revisión de títulos y resúmenes
	5	Recuperados a texto completo
Incluidos	3	Elegibles por criterio de exclusión
Complemento		
Artículos cribados	1	Palabras clave especializadas
Resultado final		
Elegibilidad	4	Artículos seleccionados

TABLA II
RESULTADO DE ARTÍCULOS SELECCIONADOS REDALYC.

Metodología PICO		
Base de Datos REDALYC		Procedimiento
Identificación	24	Resultados
	0	Filtro de duplicado
Cribado	18	Filtro por año, tipo de artículo e idioma
	12	Elegibles por revisión de títulos y resúmenes
	7	Recuperados a texto completo
Incluidos	4	Elegibles por criterio de exclusión
Complemento		
Artículos cribados	2	Palabras clave especializadas
Resultado final		
Elegibilidad	6	Artículos seleccionados

Además, se organizó una lista de los artículos que fueron seleccionados sobre la investigación, a los cuales se les asignó un código de identificación propio. Esta lista se puede ver en la Tabla 3. Por consiguiente, la estructura demostrará un análisis con la importancia de estos con referencia al tema de la Revisión Sistemática de Literatura propuesto, de manera jerárquica en los siguientes procedimientos. (Ver Tabla 3

TABLA III.

LISTADO Y CODIFICACIÓN DE ARTÍCULOS ELEGIBLES.

ART001	An intelligent telemonitoring application for coronavirus patients: reCOVeraID
ART002	Inteligencia artificial en triaje de telemedicina virtual: una herramienta de diagnóstico de infecciones respiratorias con dispositivo de medición electrónico
ART003	Modeling the dynamics of COVID-19 with real data from Thailand
ART004	Clinical Decision Support Systems for Triage in the Emergency Department using Intelligent Systems: a Review
ART005	A chatbot to support information needs in times of COVID-19 X1 - Un chatbot para asistir a las necesidades de información en tiempos de COVID-19
ART006	A Conversational Web-Based Chatbot to Disseminate COVID-19 Advisory Information
ART007	Support Systems of Clinical Decisions in the Triage of the Emergency Department Using Artificial Intelligence: The Efficiency to Support Triage
ART008	Implementing a chatbot on Facebook to reach and collect data from thousands of health care providers: PharmindBot as a case
ART009	Assessment of the Implementation of a Chatbot-Based Screening for Burnout and COVID-19 Symptoms Among Residents During the Pandemic
ART010	Effectiveness of chatbots on COVID vaccine confidence and acceptance in Thailand, Hong Kong, and Singapore

Asimismo, se creó un cuadro en Excel para realizar una comparación con respecto a la relevancia de las palabras esenciales de cada elemento PICO en los artículos previamente seleccionados para llevar a cabo este estudio (ver Tabla 4). Asimismo, se llevó a cabo una indagación de las palabras clave y distintos términos que guardan relación en los artículos, considerando posibles variaciones debido a cuestiones de traducción o terminología, sin que esto altera su significado. Se tomaron en cuenta únicamente los términos encontrados dentro de los artículos, excluyendo aquellos del apartado de referencias. Los términos clave correspondientes a cada elemento PICO se ubicaron dentro de las dos columnas iniciales del cuadro en la página siguiente, junto con los códigos de identificación de cada artículo dispuestos horizontalmente en la parte superior. Luego, se marcó con una "X" la presencia de las palabras clave que se encuentran contenidas en cada documento. Después de completar la tabulación, se procedió a agregar el número total de palabras clave y se anotó este resultado en la parte baja de la tabla correspondiente a cada artículo.

Dado este contexto, se encontraron al menos 5 palabras clave PICO en el artículo 3 (ART008), y hasta 13 palabras clave vinculadas al tema en el artículo 10 (ART001), lo que indica una fuerte correlación con el tema propuesto en la RSL. (Ver Tabla 4)

TABLA IV

RELACIÓN DE PALABRAS CLAVE PICO CON LOS ARTÍCULOS DE INVESTIGACIÓN

Relación de palabras clave PICO con los artículos de investigación		ARTÍCULOS									
Componentes PICO	Palabras Clave	ART 001	ART 002	ART 003	ART 004	ART 005	ART 006	ART 007	ART 008	ART 009	ART 010
Problema / población	Respiratory symptoms	x			x			x		x	
	Difficulties in triage	x	x	x	x			x	x	x	
	Clinical evaluation										
	Case prioritization					x					
	Medical evaluation						x				
	Immediate attention	x			x			x			x
	Admission criteria										
intervención	Compromised breathing	x		x		x	x	x	x		
	Oxygen saturation			x							
	Dialogue interaction	x				x					x
	Conversational agent									x	
comparación	Automated communication						x				x
	Predefined responses										
	Artificial intelligence	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Resultados	Machine learning	x									
	Verbal exchange		x				x				
Resultados	Experience-based learning										
	Direct communication				x			x			x
Resultados	Physical interface										
	Performance evaluation	x	x							x	
	Reduction of waiting times			x			x				
Resultados	Triage efficiency	x				x		x			
	Automation of clinical processes	x		x							
TOTAL		10	4	6	6	7	6	7	3	5	4

La suma de palabras clave que se identificaron en cada uno, de orden descendente (Ver Tabla 5 y Fig. 2). Para ello, fue necesario utilizar la herramienta Excel para el diagrama de Pareto, que permitió determinar la lista de artículos en tres

categorías jerárquicas:

- A: Artículos altamente relacionados al tema de la RSL.
- B: Artículos con un nivel intermedio de relación.
- C: Artículos con una baja relación al tema.

TABLA V. CLASIFICACIÓN POR LETRA ABC DE LOS ARTÍCULOS DE INVESTIGACIÓN SELECCIONADOS.

Artículos	Frecuencia	Porcentaje (%)	%Acumulado	Clase
ART001	10	17.24%	17.24%	A
ART005	7	12.07%	29.3%	
ART007	7	12.07%	41.4%	
ART003	6	10.34%	51.7%	
ART004	6	10.34%	62.1%	
ART006	6	10.34%	72.4%	
ART009	5	8.63%	81.0%	B
ART002	4	6.90%	87.9%	
ART010	4	6.90%	94.8%	C
ART008	3	5.17%	100.0%	
TOTAL	58	100%		



Fig. 2. Diagrama de Pareto de artículos seleccionados

Por lo tanto, se visualizó la suma de un compuesto de 58 palabras clave dentro de los 10 artículos en mención, lo que facilitó la clasificación de 6 artículos como tipo A, 3 como tipo B y 1 como tipo C. Debido a ello, se determinó que los primeros 6 artículos listados en la Tabla 5 (ART001, ART005, ART007, ART003, ART004, ART006) se engloba el 72.4% de las palabras

clave definidas por los componentes PICO. A la vez, los artículos catalogados como "B" (ART009, ART002 y ART010) y "C" (ART008) contienen un 22.43% y un 5.17% de las palabras clave respectivamente. Esta agrupación permite organizar los artículos seleccionados en orden de relevancia respecto al tema propuesto, como se detalla en la Tabla 6

TABLA VI.
LISTADO DE ARTÍCULOS DE MANERA JERÁRQUICA

ID	Título de artículo
ART001	An intelligent telemonitoring application for coronavirus patients: reCOVeraID
ART005	A chatbot to support information needs in times of COVID-19 X1 - Un chatbot para asistir a las necesidades de información en tiempos de COVID-19
ART007	Support Systems of Clinical Decisions in the Triage of the Emergency Department Using Artificial Intelligence: The Efficiency to Support Triage
ART003	Modeling the dynamics of COVID-19 with real data from Thailand
ART004	Clinical Decision Support Systems for Triage in the Emergency Department using Intelligent Systems: a Review
ART006	A Conversational Web-Based Chatbot to Disseminate COVID-19 Advisory Information
ART009	Assessment of the Implementation of a Chatbot-Based Screening for Burnout and COVID-19 Symptoms Among Residents During the Pandemic
ART002	Inteligencia artificial en triaje de telemedicina virtual: una herramienta de diagnóstico de infecciones respiratorias con dispositivo de medición electrónico
ART010	Effectiveness of chatbots on COVID vaccine confidence and acceptance in Thailand, Hong Kong, and Singapore
ART008	Implementing a chatbot on Facebook to reach and collect data from thousands of health care providers: PharminBot as a case

Por consiguiente, se demuestra en los párrafos siguientes un resumen de los análisis previamente realizados en la lectura de los artículos elegidos en relación con cada una de las preguntas PICO relacionadas con el tema.

RQ1: ¿Cuáles son los problemas en la realización de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias en entornos de atención médica?

El COVID-19 es una afección altamente contagiosa de

naturaleza respiratoria la cual se debe al virus llamado SARS-CoV-2. En su curso, luego de una etapa inicial con síntomas similares a los de la gripe, puede manifestarse un síndrome respiratorio severo asociado con el desarrollo de una neumonía intersticial bilateral. La neumonía por COVID-19 conlleva una disminución de la oxigenación sanguínea (saturación) que puede pasar desapercibida para el paciente hasta que surge la necesidad urgente de hospitalización. Por ello, resulta esencial llevar a cabo un seguimiento domiciliario de las personas en observación por contagio de COVID-19, con el objetivo de verificar que los niveles de saturación no desciendan por debajo del umbral establecido, especialmente en ausencia de condiciones médicas preexistentes que afecten el sistema respiratorio.[3]

Por ello, en algunos casos se ha abordó la falta de sistemas de telemedicina adecuados mediante el uso de la Inteligencia Artificial para realizar predicciones sobre enfermedades o diagnósticos. Se planteó la utilización de la inteligencia artificial para analizar tomografías computarizadas de tórax y facilitar un diagnóstico temprano de COVID-19. Además, de la complejidad de validar nuevos parámetros confiables surge como principal inconveniente que los pacientes deben someterse a procedimientos "invasivos" de detección, como tomografías computarizadas o extracciones de sangre, que requieren la intervención de hospitales y laboratorios, lo que aumenta el costo y complejidad del proceso de diagnóstico. Al respecto, otros investigadores proponen algoritmos para prever el riesgo de mortalidad en pacientes hospitalizados y la necesidad de ventilación invasiva, aunque esto se lleva a cabo cuando ya es demasiado tarde y el paciente requiere hospitalización.[3]

A continuación, se muestra la implementación del asistente virtual explicando que el proceso se origina cuando el usuario accede a la página principal del asistente conversacional, donde se muestra un texto de bienvenida que explica las tres enfermedades que se tratan. (Ver Fig. 3 y 4)

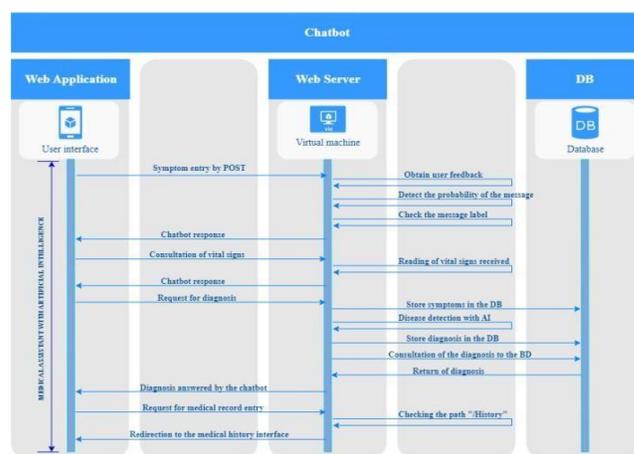


Fig. 3 Implementación del asistente virtual

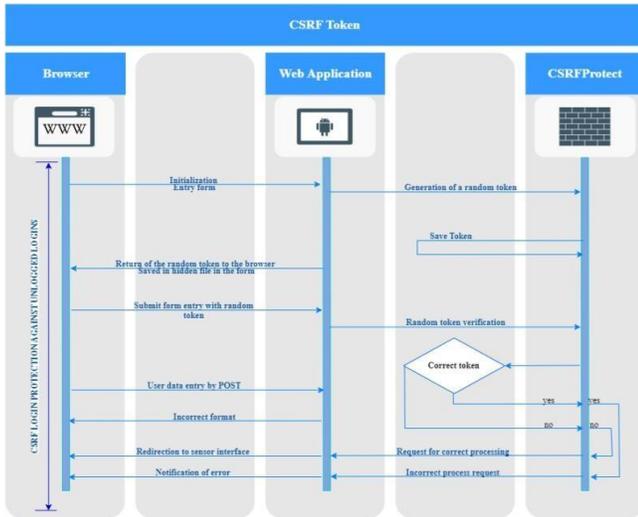


Fig. 4 The curve fitting of model simulations with the real cases

Luego, el asistente digital solicita al usuario que ingrese sus síntomas y utiliza el procesamiento del lenguaje para identificar la gramática utilizada y a la vez detectar qué síntomas está indicando el usuario. Además, tiene la capacidad de reconocer la posible indicación de una etiqueta y responder en consecuencia. Al final de la entrada de síntomas, el usuario solicita un diagnóstico y por consiguiente el servidor consulta los síntomas que se encuentran registrados para poder diagnosticar al consultante en la cual la diagnosis se almacena en el banco de datos de la aplicación. Así mismo, el asistente conversacional permite al paciente solicitar sus signos vitales en donde se muestra los valores tanto de temperatura, saturación de oxígeno y frecuencia cardíaca con las unidades que les corresponden.[4]

IV. DISCUSIÓN

RQ1: ¿Cuáles son los problemas en la realización de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias en entornos de atención médica?

Como problema se detectó la obtención de valores óptimos de los parámetros y la posterior ejecución del modelo, dado que son etapas críticas en el trabajo con modelos matemáticos basados en datos reales. Esto se debe principalmente a que la identificación precisa de los valores de los parámetros a partir de los datos observados suele presentar un desafío considerable. (Ver Fig. 5)

En ese sentido, es imperativo lograr valores de parámetros que estén adecuadamente ajustados al modelo específico en cuestión. Algunos parámetros relacionados con la dinámica de la epidemia pueden ser calculados teniendo en cuenta tanto el comportamiento inicial de la propagación como los factores

demográficos que influyen en la enfermedad, este proceso es fundamental para garantizar que el modelo refleje con precisión la realidad observada. No obstante, confiar exclusivamente en este enfoque puede en ocasiones llevar a un comportamiento del modelo que no se corresponda con la realidad observada, debido a la variabilidad y complejidad inherente en los datos epidemiológicos.[5]

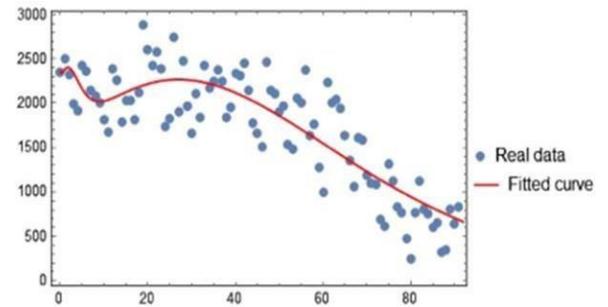


Fig. 5 comportamiento de la data real que se recopila.

También se identificó que los sistemas de triaje actuales se basan únicamente en el conocimiento y la experiencia por parte de los profesionales de la salud. Sin embargo, estos sistemas pueden tener diversas limitaciones, ya que pueden existir patrones ocultos en los datos clínicos históricos. Por ello, las técnicas inteligentes pueden aplicarse a estos datos para desarrollar sistemas de apoyo a la decisión clínica (CDSS), que proporcionan a los profesionales de la salud criterios objetivos. [6]

RQ2: ¿qué características y funcionalidades son efectivas en un chatbot de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias?

Respecto al tema se observó que el proyecto se centró en comprender cómo los componentes de procesamiento del lenguaje natural y procesamiento del lenguaje pueden utilizarse para dar una respuesta a las búsquedas concisas de información de las personas en una pandemia. Los componentes de NLU y PL se utilizan para clasificar las intenciones de comunicación del usuario y encontrar la respuesta más cercana a un requerimiento de información. La evaluación del rendimiento de los modelos de NLU y PL en la tarea de clasificación se basa en tres métricas: precisión, cobertura y valor-F. La precisión mide el grado de efectividad del modelo, la cobertura mide la cantidad de ejemplos que el modelo es capaz de identificar correctamente, y el valor-F es una medida que combina la precisión y la cobertura. El estudio evaluó el rendimiento de varios modelos de NLU y PL utilizando un conjunto de datos de consultas de información en español. El modelo BFAQ obtuvo el mejor valor-F, lo que significa que tiene un bajo número tanto de falsos negativos y falsos positivos. Por lo cual, el modelo BFAQ se utilizó para desarrollar una herramienta prototipo que responde a las necesidades de información.[7]

En el siguiente apartado se muestra el desempeño de los diferentes tipos de modelos con sus métricas de precisión, cobertura y su valor F, lo que sirve para poder medir su nivel de efectividad y que tan exhaustivo es, y se contará con el valor F el cual nos va a indicar los falsos positivos. (Ver tabla 7)

TABLA VII
EVALUACIÓN DE MODELOS

Modelo	Cobertura	Precisión	Valor F
BC	0.861	0.857	0.854
BCN	0.873	0.880	0.860
BFAQ	0.886	0.890	0.883

Además, para la efectividad de un chatbot se debe tener un ciclo de vida de desarrollo del software, la cual consta de un análisis, requisitos, implementación, pruebas y diseño. Por consiguiente, se opta por estos puntos necesarios para un correcto funcionamiento.[8]

RQ3: ¿Cómo se compara la precisión y la eficacia de un chatbot de triaje en comparación con los métodos de triaje tradicionales llevados a cabo por especialistas?

Según el estudio, la integración de la Inteligencia Artificial mediante un chatbot en el proceso de clasificación en los servicios de urgencia presenta un potencial considerable para transformar la eficiencia y la precisión en la atención médica de emergencia. Al permitir la predicción automática del Índice de Severidad de Emergencia (ESI), incluso en casos donde el clasificador aún no ha alcanzado niveles óptimos de certeza, se abre la posibilidad de mitigar o incluso eliminar preocupaciones actuales de los doctores y demás personal. No obstante, es fundamental destacar que la mejora continua del rendimiento de estos modelos suele depender en gran mayoría de la calidad y disponibilidad referente a los datos. La acumulación de información adicional y la retroalimentación constante por parte de los profesionales de la salud pueden ser esenciales para perfeccionar la precisión del sistema de clasificación basado en IA. Además, es fundamental considerar que la implementación exitosa de la IA en entornos de urgencias también requiere una cuidadosa coordinación y capacitación del personal médico. Esto garantizará una integración fluida y efectiva de la tecnología en el flujo de trabajo clínico, maximizando así los beneficios que puede aportar a la atención y cuidado de los pacientes en ocasiones de emergencia.[9] (Ver Tabla 8)

TABLA VIII
PREDICCIÓN AUTOMÁTICA DEL ÍNDICE DE SEVERIDAD DE EMERGENCIA

Clase (ESI)	Verdad	Predicciones	Exactitud	Precisión	Recordar	puntuación F1
1	2	6	0,99	0,33	1.0	0,50
2	18	27	0,94	0,44	0,67	0,53
3	197	179	0,89	0,94	0,86	0,90
4	73	79	0,92	0,80	0,86	0,83
5	42	41	0,96	0,85	0,83	0,84

RQ4: ¿Cuál es el impacto en la rapidez y eficiencia del proceso de triaje al utilizar un chatbot de triaje para el descarte de enfermedades respiratorias?

En el contexto mostrado donde la identificación precisa y rápida de casos positivos es crucial, se ha desarrollado una aplicación destinada a mejorar la detección de individuos afectados por el virus. La evaluación detallada de su desempeño se ha centrado en diversas métricas clave, proporcionando información esencial sobre su efectividad y fiabilidad en comparación con un estándar de referencia. La métrica de precisión promedio del paciente reveló que la aplicación logró identificar con precisión al 88,51% de las personas que realmente estaban afectadas por la enfermedad, lo que destaca su capacidad para asistir de manera considerable en la lucha contra la propagación del virus. (Ver Tabla 9)

Asimismo, la aplicación superó ligeramente el estándar de referencia en términos de precisión, como indicó la métrica de diferencia con un valor de 0,03, lo que subraya su potencial para mejorar la detección de casos de COVID-19. La desviación estándar de 0,17 señaló que los resultados de la aplicación fueron relativamente consistentes y coherentes, lo que sugiere fiabilidad y reproducibilidad en diferentes situaciones epidemiológicas. En cuanto a la métrica de precisión global, se determinó que la aplicación identificó correctamente al 86,36% de las personas afectadas por la enfermedad, incluyendo aquellos que no participaron en el estudio, resaltando su capacidad para abordar la problemática de manera integral. Estos resultados positivos indican que la aplicación puede desempeñar un papel valioso en la identificación temprana y precisa de casos de COVID-19, complementando los esfuerzos de los profesionales de la salud en la gestión de la pandemia. Sin embargo, es esencial recordar que cualquier herramienta de detección debe ser usada como un complemento de la evaluación y orientación de expertos médicos para garantizar un diagnóstico preciso y una atención adecuada.[3]

TABLA IX

EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO EN DIVERSAS MÉTRICAS CLAVE

Métrica	Valor
Precisión promedio del paciente	88,51%
Diferencia	0,03
Desviación Estándar	0,17
Precisión global	86,36%

V. CONCLUSIÓN

En síntesis, la investigación identificó como la IA mediante un chatbot de triaje para enfermedades respiratorias es más eficiente y eficaz que el método tradicional. En los acontecimientos presentados por la pandemia en el 2020 se usaron asistentes conversacionales para un control más seguro de los síntomas, ya que el triaje convencional de modo presencial implicaba un riesgo de contagio y un mayor aumento de mortalidad. La viabilidad cultural que presenta la investigación se debe a que la inteligencia artificial ha suscitado un creciente interés en la comunidad médica y el público objetivo (los pacientes). De este modo, el chatbot de triaje se hace viable e imprescindible en muchos centros hospitalarios que están saturados por la deficiencia en la atención y el mal diagnóstico de los médicos dado por los métodos convencionales. Por consiguiente, los chatbots tienen relevancia e impacto en el triaje y por ende, en la atención sanitaria, ya que mejora la asignación de recursos, reduce el colapso hospitalario, aborda las deficiencias y corrige disparidades mediante diagnósticos automáticos que son un complemento gracias al feedback realizado por los profesionales de la salud.

Un estudio que utiliza una aplicación diferente reporta que, tras verificar el funcionamiento del dispositivo electrónico siguiendo las recomendaciones del médico, se procedió a evaluar el asistente virtual de telemedicina para el diagnóstico médico de COVID-19, el resfriado común y la rinitis alérgica. De los 20 pacientes tratados, solamente se obtuvieron dos diagnósticos incorrectos (Ver Fig. 6). El primer diagnóstico incorrecto correspondió a un caso de resfriado común y COVID-19 que se confundió con un simple resfriado. La figura 6 muestra que la categoría de rinitis alérgica obtuvo tres aciertos sin errores, la categoría de resfriado común alcanzó nueve aciertos con un error, y la categoría de COVID-19 logró seis aciertos con un error.[4]

No obstante, se plantea la legalidad de la información, cuya preocupación se cierne sobre las cuestiones éticas y el uso correcto que puedan hacer de los chatbots. Además, para la efectividad de un chatbot se debe considerar el ciclo de vida de desarrollo del software, la cual consta de análisis, requisitos, implementación, pruebas y diseño.

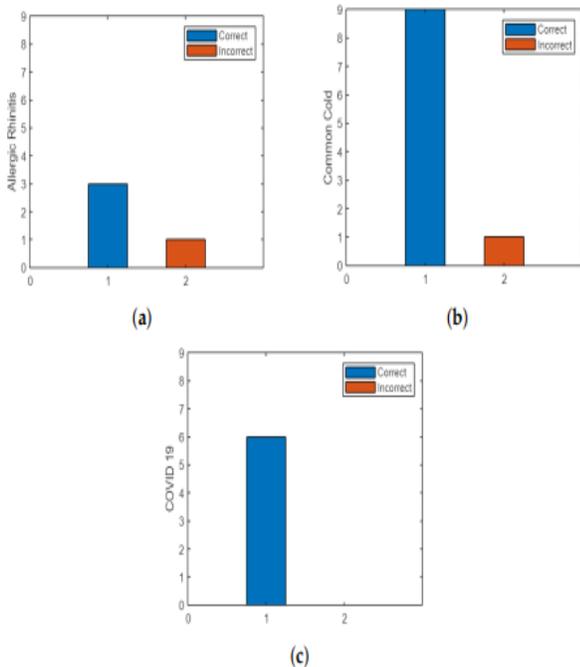


Fig. 6: Funcionamiento del asistente virtual de telemedicina para el diagnóstico médico de COVID-19

REFERENCIAS:

- [1] “Perú: Panel de control de la OMS sobre la enfermedad por coronavirus (COVID-19) con datos de vacunación | Panel de control del coronavirus (COVID-19) de la OMS con datos de vacunación.” Accessed: Sep. 01, 2023. [Online]. Available: <https://covid19.who.int/region/amro/country/pe>
- [2] B. K. White, A. Martin, and J. A. White, “User Experience of COVID-19 Chatbots: Scoping Review,” *J Med Internet Res*, vol. 24, no. 12, 2022, doi: 10.2196/35903.
- [3] M. Ge, B. Rossi, and S. Jang, “An intelligent telemonitoring application for coronavirus patients: reCOVveryID,” 2023, doi: 10.3389/fdata.2023.1205766.
- [4] N. Villafuerte, S. Manzano, P. Ayala, and M. V. García, “Inteligencia artificial en triaje de telemedicina virtual: una herramienta de diagnóstico de infecciones respiratorias con dispositivo de medición electrónico,” *Future Internet*, vol. 15, no. 7, p. 227, Jul. 2023, doi: 10.3390/fi15070227.
- [5] A. Ibrahim, U. W. Humphries, P. S. Ngiamsunthorn, I. A. Baba, S. Qureshi, and A. Khan, “Modeling the dynamics of COVID-19 with real data from Thailand,” *Sci Rep*, vol. 13, no. 1, pp. 1–26, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-39798-9.
- [6] M. Fernandes, S. M. Vieira, F. Leite, C. Palos, S. Finkelstein, and J. M. C. Sousa, “Clinical Decision Support Systems for Triage in the Emergency Department using Intelligent Systems: a Review,” *Artif Intell Med*, vol. 102, p. 101762, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.ARTMED.2019.101762.
- [7] J. A. Peña-Torres, S. Giraldo-Alegría, C. A. Arango-Pastrana, and V. A. Bucheli, “A chatbot to support information needs in times of COVID-19 X1 - Un chatbot para asistir a las necesidades de información en tiempos de COVID-19,” *Ingeniería y competitividad*, vol. 24, no. 1, pp. e21111004– e21111004, 2022, doi: 10.25100/iyc.24i1.11004.
- [8] F. Moutsana Tapolin, J. Liaskos, E. Zoulias, and J. Mantas, “A Conversational Web-Based Chatbot to Disseminate COVID-19 Advisory Information,” *Stud Health Technol Inform*, vol. 305, pp. 483–486, Jun. 2023, doi: 10.3233/SHTI230538.
- [9] E. Karlafti *et al.*, “Support Systems of Clinical Decisions in the Triage of the Emergency Department Using Artificial Intelligence: The Efficiency to Support Triage,” *Acta Med Litu*, vol. 30, no. 1, pp. 19–25, Jan. 2023, doi: 10.15388/Amed.2023.30.1.2.
- [10] B. N. Moreira, A. S. Moura, A. N. Soares, Z. S. N. Reis, and R. M. Delbone, “Assessment of the Implementation of a Chatbot-Based Screening for Burnout and COVID- 19 Symptoms Among Residents During the Pandemic,” *J Grad Med Educ*, vol. 15, no. 3, pp. 378–381, Jun. 2023, doi: 10.4300/JGME-D-22-00920.1.
- [11] K. Y. Lee *et al.*, “Effectiveness of chatbots on COVID vaccine confidence and acceptance in Thailand, Hong Kong, and Singapore,” *NPJ Digit Med*, vol. 6, no. 1, 2023, doi: 10.1038/s41746-023-00843-6.
- [12] R. M. Alkoudmani, G. S. Ooi, and M. L. Tan, “Implementing a chatbot on Facebook to reach and collect data from thousands of health care providers: PharmindBot as a case,” *Journal of the American Pharmacists Association*, vol. 63, no. 5, pp. 1634–1642.e3, 2023, doi: 10.1016/j.japh.2023.06.007.