



**TÍTULO DEL ESTUDIO: “CHATBOT EN FASE BETA
PARA PROMOCIÓN DE LA SALUD NUTRICIONAL Y
PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES CRÓNICAS:
ESTUDIO DE USABILIDAD EN MAYORES DE 40 AÑOS
SIN DIAGNÓSTICO DE ENFERMEDAD”**

**REPORTE PRELIMINAR DE RESULTADOS DE
INVESTIGACIÓN 05-2025**

(Objetivos específicos: diseñar un modelo de chatbot basado en inteligencia artificial que pueda responder consultas sobre nutrición; integrar bases de datos confiables de información nutricional y guías dietéticas; implementar el chatbot en una plataforma accesible para los usuarios como WhatsApp y evaluar la usabilidad)

Dra. Daysi Zulema Díaz Obregón

Directora de IETSI

Dra. Miguel Angel Paco Fernandez

Gerente de la Dirección de Investigación en Salud – IETSI

Dra. Marysela Irene Ladera Castañeda

Sugerente de la Subdirección de Desarrollo de Investigación en Salud-IETSI

Autores

- **Brik Henry Meza Pinedo** – Investigador principal
- **Luis Randy Loayza Arroyo** – Coinvestigador
- **Mitshell Birkham Ramos Quispe** – Coinvestigador
- **Bryan Christopher Bastidas Reyes** – Coinvestigador
- **Claudia Araceli Sedano Porras** – Coinvestigador

Reporte de resultados de investigación 05-2025

El presente reporte es el resultado de una investigación realizada en el marco de los temas de investigación en salud prioritarios para ESSALUD, para el periodo 2023-2025, aprobados con la Resolución de IETSI N°96-IETSI-ESSALUD-2023.

Conflicto de intereses

Los responsables de la elaboración del presente documento declaran no tener ningún conflicto de interés financiero o no financiero, con relación a los temas descritos en el presente documento.

Aprobación Ética

Este estudio fue revisado y aprobado por el Comité Institucional de Ética del Hospital Nacional Edgardo Rebagliati Martins, siguiendo la normativa del IETSI para investigación en salud.

Financiamiento

Este documento técnico ha sido financiado por el Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI).

Citación

Este documento debe ser citado como: “Meza Pinedo BH, Loayza Arroyo LR, Ramos Quispe MB, Bastidas Reyes BC, Sedano Porras CA. *Chatbot en fase beta para promoción de la salud nutricional y prevención de enfermedades crónicas: estudio de usabilidad en mayores de 40 años sin diagnóstico de enfermedad.* RRI 05-2025. Lima: ESSALUD–IETSI; 2025.”

Datos de contacto

Nombre: Brik Henry Meza Pinedo

Correo electrónico: brik.meza@pucp.edu.pe

Teléfono: (+511) 265 6000, anexo 1966

Contenido

Resumen	5
Introducción	7
Métodos	9
Diseño del estudio	9
Población y muestra	9
Procedimiento de implementación	9
Instrumentos de recolección	10
Estrategia de análisis	10
Aspectos éticos	10
Resultados y Discusión	12
Desarrollo del Chatbot de nutrición	12
Fase de Diseño inicial del Sistema	12
Implementación del modelo de Inteligencia Artificial	13
Desarrollo de la estructura funcional del chatbot	13
Implementación y evaluación de la versión beta	14
Diseño del sistema conversacional multimodal	16
Multimodalidad	16
Arquitectura del Agente Inteligente	16
Interfaz de Usuario	17
Implementación del sistema conversacional	18
Base de datos de referencia	18
Multimodalidad de entrada	18

3

Agente conversacional.....	19
Interfaz de usuario	20
Evaluación de la versión Beta del sistema conversacional en nutrición	21
Evaluación de la Usabilidad del Chatbot	25
Conclusiones	28
Referencias Bibliográficas	29

Resumen

OBJETIVO: Evaluar la aceptabilidad y usabilidad de un Chatbot implementado con inteligencia artificial (IA), diseñado para promover la salud nutricional y prevenir enfermedades crónicas no transmisibles (ENT), en adultos mayores de 40 años sin diagnóstico previo de ENT. Este estudio pretende identificar fortalezas y áreas de mejora a partir de la experiencia del usuario con el Chatbot.

MÉTODO: Se desarrolló un estudio prospectivo de métodos mixtos secuenciales. La intervención consistió en una única sesión donde cada participante interactuó con el Chatbot mediante la aplicación WhatsApp durante aproximadamente 20 a 30 minutos. Posteriormente, se aplicaron dos instrumentos: 1) Un cuestionario inicial para identificar los usuarios que cumplen con los criterios para el estudio y hacer preguntas sobre conocimiento previo; 2) Una escala de usabilidad tipo *System Usability Scale* (SUS, por sus siglas en inglés). Adicionalmente, se consideraron preguntas de campo abierto para explorar percepciones subjetivas sobre la usabilidad del Chatbot y su efecto en la percepción del usuario sobre los hábitos saludables. Los datos cuantitativos fueron analizados mediante estadística descriptiva y medidas de tendencia central.

RESULTADOS: De los 18 participantes, más del 50% se mostró total o parcialmente de acuerdo con afirmaciones relacionadas con la facilidad de uso, comprensión, utilidad y claridad del chatbot. Aspectos como la navegación, manejo de errores ortográficos y reconocimiento de voz también fueron altamente valorados. La mediana de recomendación del sistema fue 9 (rango: 5–10). Las pruebas multimodales evidenciaron que Nutribot interpretó correctamente mensajes escritos y de voz, así como imágenes de platos de comida y etiquetas nutricionales, generando respuestas útiles, contextualizadas y técnicamente fundamentadas. No obstante, se observaron limitaciones en ambientes ruidosos y en la interpretación de imágenes poco definidas. Las

respuestas abiertas revelaron una percepción positiva general, destacando la rapidez, claridad, lenguaje accesible y realismo del chatbot, junto a sugerencias sobre funciones adicionales.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES: Los resultados preliminares evidencian una alta aceptabilidad del prototipo beta del Chatbot nutricional, particularmente por su facilidad de uso, accesibilidad a través de WhatsApp, y pertinencia de la información proporcionada. Las recomendaciones obtenidas en las entrevistas serán clave para optimizar la herramienta antes de su implementación a mayor escala. Este tipo de intervención tecnológica basada en inteligencia artificial tiene el potencial de convertirse en un recurso efectivo para fortalecer la alfabetización en salud (AS) y fomentar hábitos alimentarios saludables como estrategia preventiva frente a enfermedades crónicas no transmisibles (ENT).

Palabras clave: inteligencia artificial; salud nutricional; alfabetización en salud; enfermedades crónicas no transmisibles (ENT); chatbot; tecnología sanitaria; usabilidad.

Introducción

Las enfermedades crónicas no transmisibles (ENT) como la diabetes mellitus tipo 2, la hipertensión arterial y las enfermedades cardiovasculares constituyen un desafío prioritario para los sistemas de salud pública a nivel mundial. Estas condiciones, caracterizadas por su curso prolongado, progresivo y de difícil remisión, son responsables de la mayor proporción de morbilidad, discapacidad y mortalidad prematura en adultos (1, 2).

En el contexto peruano, las ENT representan más del 50% de las muertes anuales. Lima, que concentra el 32% de la población del país, reporta el 20% del total de defunciones asociadas a estas patologías. Por otro lado, regiones rurales y andinas, a pesar de tener menor densidad poblacional, muestran una carga desproporcionadamente alta de fallecimientos por ENT, lo que evidencia desigualdades en el acceso a servicios de salud y a información preventiva (3, 4).

Numerosos estudios han demostrado que factores modificables, como la alimentación, el ejercicio físico y el control del estrés, desempeñan un papel determinante en la prevención y manejo de estas enfermedades (5). No obstante, gran parte de la población adulta carece de acceso oportuno a información confiable, clara y personalizada sobre salud nutricional (6). Esta brecha informativa está directamente relacionada con niveles bajos de alfabetización en salud (AS), definida por la Organización Mundial de la Salud (OMS) como la capacidad de las personas para acceder, comprender y aplicar información para tomar decisiones informadas sobre su salud (7). Una baja AS ha sido consistentemente asociada con mayor riesgo de ENT, baja adherencia al tratamiento y mayores costos en salud (8, 9).

Frente a este panorama, las herramientas tecnológicas especialmente aquellas basadas en inteligencia artificial (IA) se han convertido en una alternativa prometedora para reforzar la educación sanitaria y promover la prevención de enfermedades crónicas (10). Entre estas soluciones emergentes, los *chatbots* (agentes conversacionales automatizados) se posicionan

como instrumentos innovadores capaces de proporcionar información personalizada, interactiva y en tiempo real, mediante interfaces accesibles como WhatsApp o aplicaciones móviles (11, 12). Diversos estudios recientes destacan la utilidad de los chatbots en contextos de atención nutricional, seguimiento de tratamientos crónicos y promoción de estilos de vida saludables, especialmente en poblaciones con limitada interacción previa con tecnologías digitales (13, 14). Sin embargo, en el contexto peruano particularmente en usuarios adultos sin diagnóstico previo de ENT, existe escasa evidencia sobre la viabilidad, aceptabilidad y experiencia de uso de este tipo de soluciones.

En este marco, el Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), a través de un equipo multidisciplinario, desarrolló un chatbot nutricional asistido por inteligencia artificial en versión beta. El presente estudio tiene como objetivo evaluar la aceptabilidad y usabilidad de dicha herramienta en una muestra de adultos peruanos mayores de 30 años sin diagnóstico de ENT, con el fin de validar su pertinencia como recurso educativo preventivo y establecer las bases para una futura implementación a gran escala.

Métodos

Diseño del estudio

Este estudio se estructuró bajo un enfoque prospectivo de métodos mixtos secuenciales. La elección de este diseño permitió una evaluación integral del chatbot nutricional asistido por inteligencia artificial (IA), combinando evidencia cuantitativa con percepciones cualitativas. La herramienta en evaluación fue desarrollada como un prototipo en fase beta, orientado a ofrecer recomendaciones personalizadas en salud nutricional, con el fin de prevenir enfermedades crónicas no transmisibles (ENT) en población adulta sin diagnóstico previo.

Población y muestra

La población objetivo estuvo compuesta por personas peruanas adultas de 30 años o más, sin diagnóstico confirmado de ENT. La muestra fue no probabilística, de tipo intencional, dado el carácter exploratorio de la intervención. Para ser incluidos, los participantes debían ser asegurados, tener entre 40 años edad, contar con un teléfono inteligente con la capacidad de interactuar con la aplicación de mensajería WhatsApp, comprender el idioma español y firmar el consentimiento informado correspondiente. Se excluyeron aquellos con inestabilidad mental, dificultad significativa para comprender las instrucciones del estudio o quienes no completaron alguno de los instrumentos aplicados.

Procedimiento de implementación

Las sesiones de evaluación se llevaron a cabo de forma presencial en las instalaciones del Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI) y en el Hospital Nacional Edgardo Rebagliati Martins perteneciente a la Red Prestacional Rebagliati, en Lima. Cada participante asistió de forma individual y recibió una explicación detallada sobre los objetivos del estudio y el funcionamiento del chatbot.

Posteriormente, se permitió la interacción libre con el chatbot, utilizando dispositivos móviles provistos por el equipo investigador. La interacción tuvo una duración aproximada de 20 a 30 minutos, durante la cual los usuarios pudieron enviar mensajes de texto, notas de voz o imágenes. El chatbot se encuentra programado para reconocer diferentes modalidades de entrada (texto, audio, imágenes) y generar respuestas contextualizadas en tiempo real, con base en protocolos y guías nutricionales validadas.

Instrumentos de recolección

Una vez concluida la interacción, se aplicaron dos instrumentos estandarizados:

1. Un cuestionario de inicio y conocimiento previo para identificar a los usuarios que cumplen los criterios para el estudio con preguntas sobre su conocimiento en nutrición para darles acceso a Nutribot.
2. Un cuestionario de usabilidad, adaptado de la escala *System Usability Scale* (SUS), que evaluaba la facilidad de uso, consistencia, nivel de intuición y seguridad percibida al utilizar el chatbot.

Estrategia de análisis

Los datos cuantitativos recolectados a través de los cuestionarios fueron analizados mediante estadística descriptiva, utilizando medidas de tendencia central (media, mediana) y de dispersión (desviación estándar) para las variables continuas, así como frecuencias y porcentajes para las variables categóricas.

Aspectos éticos

El chatbot de nutrición desarrollado en este estudio se fundamenta en los principios éticos de beneficencia, autonomía, justicia y no maleficencia. Su propósito es brindar información confiable, basada en evidencia científica, orientada a mejorar la salud nutricional de los usuarios sin inducir daño ni sustituir la atención profesional. Durante el estudio, se garantizó el respeto a la autonomía de cada participante, asegurando que su participación fuera voluntaria, con

consentimiento informado y con pleno conocimiento de las características, limitaciones y alcances del chatbot. Para proteger la privacidad, no se recopilaban datos personales identificables, y toda la información recolectada fue gestionada de forma confidencial y utilizada exclusivamente para fines de evaluación y mejora del sistema.

La transparencia operativa fue un componente esencial en el diseño de la herramienta. El contenido entregado por el chatbot se desarrolló a partir de fuentes científicas validadas, diferenciándose claramente de una consulta médica profesional. El sistema fue diseñado para ser accesible de manera equitativa, evitando sesgos algorítmicos mediante mecanismos de control y revisión técnica periódica. Asimismo, no promueve decisiones perjudiciales ni prácticas nutricionales riesgosas, manteniéndose en concordancia con guías clínicas reconocidas. Los aspectos éticos vinculados a su funcionamiento serán evaluados y actualizados regularmente, en cumplimiento de las buenas prácticas en ética digital, protección de datos personales y promoción de la alfabetización en salud.

Resultados y Discusión

Desarrollo del Chatbot de nutrición

El desarrollo del Chatbot citado en este estudio tomó 4 fases: Diseño inicial del Sistema, Implementación del modelo de Inteligencia Artificial, Desarrollo de la estructura funcional del chatbot, e Implementación y Evaluación de la Versión Beta. A continuación, describimos detalles de cada fase, conforme mostrado en la Figura 1.

Fase de Diseño inicial del Sistema

El proceso de diseño del sistema comenzó con una fase exploratoria centrada en la revisión crítica de tecnologías de inteligencia artificial aplicadas al sector salud, con énfasis en aquellas orientadas a la optimización de la experiencia del usuario. Esta revisión permitió identificar soluciones que integran interfaces conversacionales inteligentes, capaces de interpretar lenguaje natural y adaptarse dinámicamente al perfil del usuario. Se priorizaron herramientas con evidencia de uso exitoso en contextos similares, como la educación en salud, el apoyo a la toma de decisiones clínicas y la orientación en hábitos saludables, dado que estas comparten requerimientos de precisión, sensibilidad lingüística y adaptabilidad. Paralelamente, se realizó un análisis de contenido sobre las preguntas más frecuentes formuladas en asesoría nutricional, tanto en entornos presenciales como digitales. Esta fase fue fundamental para construir una base de conocimientos robusta, representativa y alineada con las inquietudes reales de los usuarios, lo cual garantiza la pertinencia y utilidad de las respuestas generadas por el sistema. A partir de estos insumos, se definieron los requerimientos técnicos y funcionales del chatbot, incluyendo aspectos como la cobertura temática, la integración con plataformas de mensajería instantánea (como WhatsApp), la interoperabilidad con bases de datos nutricionales, y las restricciones de la versión inicial, estableciendo así un marco claro de alcance y objetivos para su primera implementación.

Implementación del modelo de Inteligencia Artificial

La selección del modelo de lenguaje se realizó considerando criterios de precisión semántica, eficiencia computacional y flexibilidad para integrarse en arquitecturas conversacionales. Se optó por el modelo GPT-4o mini, una versión optimizada del modelo de lenguaje de gran escala desarrollado por OpenAI (<https://openai.com/es-419/index/gpt-4o-mini-advancing-cost-efficient-intelligence/>), que ofrece un equilibrio entre capacidad de procesamiento y eficiencia en recursos, haciéndolo ideal para despliegues en tiempo real a través de plataformas de mensajería. Este modelo se caracteriza por su capacidad para comprender consultas en lenguaje natural, incluso aquellas formuladas con ambigüedades, errores ortográficos o expresiones coloquiales, lo cual resulta especialmente valioso en escenarios donde los usuarios no tienen formación técnica en nutrición. Para garantizar que las respuestas generadas se mantuvieran dentro de estándares científicos actualizados, se construyó un corpus de referencia a partir de manuales técnicos, guías de práctica clínica, protocolos institucionales y sitios web especializados en nutrición preventiva, todos ellos validados previamente por un comité de expertos. Esta curaduría rigurosa permitió que el modelo se ancle en evidencia científica, minimizando el riesgo de desinformación o respuestas inadecuadas. Adicionalmente, se diseñó un sistema de búsqueda semántica en fuentes verificadas, que se activa en tiempo real cuando el modelo detecta temas de mayor complejidad o ambigüedad, mejorando la precisión y reduciendo el margen de error en las respuestas entregadas al usuario.

Desarrollo de la estructura funcional del chatbot

Una vez definidas las bases conceptuales y técnicas, se procedió al diseño estructural del sistema conversacional. Para ello se utilizó la plataforma n8n, una herramienta de automatización de código abierto (<https://n8n.io/>) que permite orquestar flujos de trabajo complejos y conectar

múltiples servicios sin necesidad de programación extensiva. En este entorno, se definió el flujo de conversación del chatbot, incluyendo nodos de entrada (recepción de mensajes), procesamiento (interacción con el modelo de IA), enriquecimiento de datos (consultas a bases externas), y salida (respuesta al usuario). La elección de n8n responde a su flexibilidad, trazabilidad de procesos y capacidad para integrarse fácilmente con APIs de terceros, como WhatsApp Business API, servidores de bases de datos y motores de búsqueda. Uno de los aspectos más innovadores del sistema fue la implementación de un reconocimiento multimodal, que habilita la interpretación de textos, notas de voz e imágenes (por ejemplo, fotos de etiquetas nutricionales), ampliando así la accesibilidad del sistema y permitiendo una interacción más natural con los usuarios. Para fortalecer la coherencia de las respuestas en interacciones prolongadas, se incluyeron mecanismos de almacenamiento en memoria temporal, de forma que el chatbot pudiera mantener el contexto de la conversación, recordar datos previamente proporcionados por el usuario, y ofrecer respuestas más personalizadas y relevantes a lo largo del tiempo.

Implementación y evaluación de la versión beta

La versión beta del chatbot fue sometida a una fase de pruebas con usuarios reales, seleccionados mediante muestreo intencional para representar distintos perfiles sociodemográficos y niveles de alfabetización digital. El objetivo principal de esta etapa fue evaluar la fluidez conversacional del sistema, es decir, la capacidad del chatbot para mantener diálogos coherentes, naturales y comprensibles, así como la precisión de las respuestas ofrecidas. Se diseñaron escenarios de prueba estructurados (simulaciones con preguntas frecuentes) y no estructurados (interacción libre), lo que permitió identificar patrones de uso, errores comunes y barreras de comprensión. La retroalimentación de los usuarios fue recogida mediante encuestas de satisfacción, entrevistas semiestructuradas y análisis de registros de conversación. Esta información fue crucial para detectar áreas de mejora, particularmente en la interpretación de consultas ambiguas, el manejo

de contextos prolongados y la adecuación del lenguaje técnico a formatos comprensibles para el público general. En respuesta a estos hallazgos, se realizaron ajustes tanto en el comportamiento del modelo como en la estructura del flujo conversacional, incorporando aclaraciones automáticas, respuestas escalonadas y sugerencias proactivas por parte del chatbot. Esta fase de evaluación también permitió validar la aceptabilidad de la herramienta y su potencial para integrarse como un complemento efectivo en estrategias de promoción de la salud nutricional.

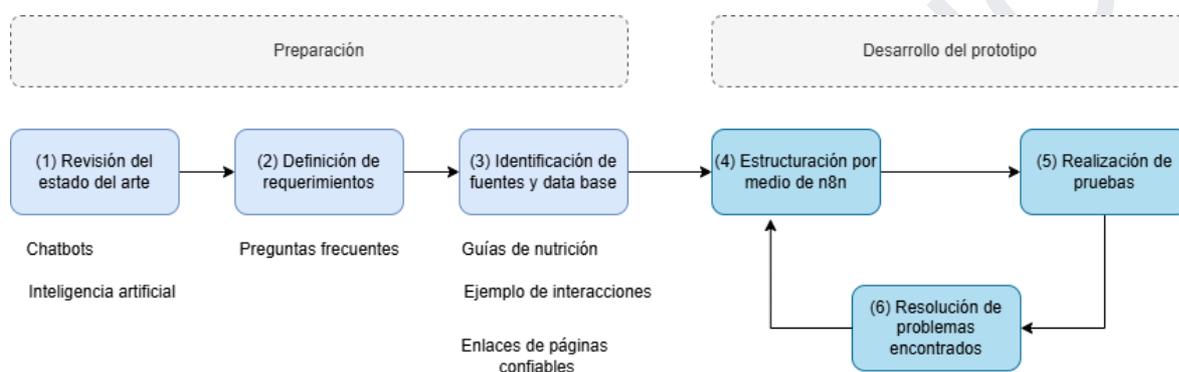


Figura 1. Flujo seguido para el desarrollo del Chatbot. El proceso inició con una revisión de la literatura (1), seguido de selección de requerimientos para el diseño (2), determinación de la información de consulta para el Chatbot (3), diseño del Chatbot (4) evaluación del prototipo (5) y modificaciones basándonos en el desempeño del diseño actual (6).

Diseño del sistema conversacional multimodal

El diseño del sistema se estructuró sobre tres pilares fundamentales: multimodalidad, arquitectura del agente inteligente e interfaz de usuario.

Multimodalidad

En primer lugar, la multimodalidad fue concebida como un componente central para ampliar las posibilidades de interacción y accesibilidad del usuario. Utilizando la plataforma de automatización n8n como entorno de orquestación, se integró el modelo de lenguaje GPT-4o mini con diversos módulos que permiten procesar entradas en múltiples formatos: texto, audio e imagen. Esto se logró mediante la implementación de componentes específicos como *Audio Transcript*, encargado de convertir mensajes de voz en texto con alta fidelidad, permitiendo su posterior análisis semántico; *Text Summarizer*, que extrae los elementos más relevantes del contenido textual, facilitando respuestas más precisas y concisas; e *Image Explainer*, que permite interpretar información visual, como imágenes de productos alimentarios, etiquetas nutricionales o platos de comida, brindando retroalimentación comprensible al usuario. Esta estructura multimodal no solo mejora la experiencia del usuario al permitirle comunicarse de manera más natural y flexible, sino que también amplía el alcance del sistema a poblaciones con distintos niveles de alfabetización y habilidades tecnológicas.

Arquitectura del Agente Inteligente

En segundo lugar, el diseño incorpora un agente inteligente que dota al sistema de capacidades avanzadas de gestión de contexto y recuperación de información. Este agente actúa como intermediario entre el modelo de lenguaje y el entorno conversacional, otorgando al modelo un buffer de memoria que almacena un número determinado de interacciones previas, con el fin de mantener la coherencia y continuidad en diálogos prolongados. A diferencia de los sistemas tradicionales de pregunta-respuesta aislada, este enfoque permite construir conversaciones más

fluidas y personalizadas, recordando detalles importantes proporcionados por el usuario, como restricciones alimentarias, objetivos personales o antecedentes clínicos. Además, el agente ha sido configurado para realizar búsquedas en fuentes de información externa, únicamente dentro de un conjunto de enlaces validados previamente por expertos, garantizando así la credibilidad de las respuestas generadas. Esta capacidad de búsqueda controlada se complementa con el acceso del agente a una base de datos de documentos y contenidos relevantes almacenados como información vectorial. Esta estructura semántica permite realizar consultas eficientes y contextualmente precisas, incluso en temas altamente especializados dentro del ámbito de la nutrición preventiva.

Interfaz de Usuario

Finalmente, la interfaz de comunicación con el usuario se mantiene a través de la plataforma WhatsApp, elegida por su alta penetración y familiaridad entre distintos grupos poblacionales. El modelo genera las respuestas finales en formato de texto enriquecido, que son entregadas directamente al usuario vía WhatsApp, manteniendo una estética sencilla y accesible. La ventaja de este enfoque radica en que se preserva el canal de comunicación cotidiano del usuario, reduciendo barreras tecnológicas y facilitando una adopción más rápida. Además, al estar conectada con la memoria del agente, la interfaz puede ofrecer respuestas adaptadas a las preferencias individuales del usuario, como el lenguaje, el tono de comunicación o el historial de temas abordados.

Implementación del sistema conversacional

La implementación del sistema conversacional inteligente se llevó a cabo mediante una integración progresiva de componentes tecnológicos previamente definidos en el diseño, priorizando la robustez, escalabilidad y facilidad de mantenimiento del sistema.

Base de datos de referencia

Uno de los primeros aspectos abordados fue la base de datos de referencia, crucial para garantizar que las respuestas ofrecidas por el chatbot se basaran en evidencia científica y criterios técnicos validados. Para ello, se utilizó Google Drive como entorno de almacenamiento estructurado, en el que se organizó un repositorio de documentos en formato PDF. Este repositorio incluye guías clínicas actualizadas, protocolos institucionales, normativas de nutrición preventiva y un banco de interacciones simuladas que recoge ejemplos de preguntas frecuentes por parte de los usuarios. Esta información sirve como fuente primaria para la vectorización semántica y posterior búsqueda interna del modelo. Además, el sistema fue configurado para realizar búsquedas selectivas en internet, pero únicamente dentro de dominios confiables y previamente validados (por ejemplo, sitios gubernamentales, organismos internacionales de salud o sociedades científicas), lo cual permite ampliar la capacidad de respuesta sin comprometer la integridad de la información entregada.

Multimodalidad de entrada

En cuanto a la multimodalidad de entrada, la implementación técnica contempla que el usuario pueda enviar su consulta en diferentes formatos: texto escrito, mensaje de voz o imagen. Este diseño responde a una necesidad práctica de accesibilidad e inclusión, ya que no todos los usuarios se comunican con la misma fluidez textual, y algunos prefieren o requieren medios alternativos, especialmente en contextos con alfabetización limitada o discapacidad visual. Cuando un usuario inicia una interacción, el sistema identifica automáticamente el tipo de entrada recibida y activa

los módulos correspondientes para su procesamiento. Por ejemplo, si el usuario envía un audio, este es transcrito mediante un componente de reconocimiento de voz; si se envía una imagen, como una etiqueta nutricional o una foto de un plato de comida, esta es analizada mediante un módulo de interpretación visual; mientras que los textos escritos pasan directamente a la capa de comprensión semántica. A partir de cualquiera de estos formatos, el modelo genera una representación textual coherente que permite activar los procesos de razonamiento y generación de respuesta, asegurando una experiencia conversacional uniforme sin importar el medio de ingreso.

Agente conversacional

La capa de inteligencia se estructura a través de un agente conversacional autónomo, cuya configuración permite tomar decisiones complejas en tiempo real. Este agente actúa como un gestor del conocimiento y del flujo de la conversación, evaluando si la información solicitada por el usuario se encuentra dentro del conjunto de datos accesibles (como las guías cargadas, preguntas frecuentes o cálculos básicos como el Índice de Masa Corporal) o si es necesario derivar al usuario a un recurso más especializado. En este último caso, el agente puede sugerir el contacto con un profesional de salud o referir a una fuente externa confiable. Esta capacidad de autorregulación en la gestión de la información es clave para mantener la calidad, seguridad y pertinencia de las respuestas, especialmente en casos donde el modelo detecta que los límites de su conocimiento podrían comprometer la precisión o seguridad del usuario. Esta lógica de decisión se representa esquemáticamente en la Figura 2, donde se visualizan los distintos flujos según el tipo de consulta y el nivel de especialización requerido para su resolución.

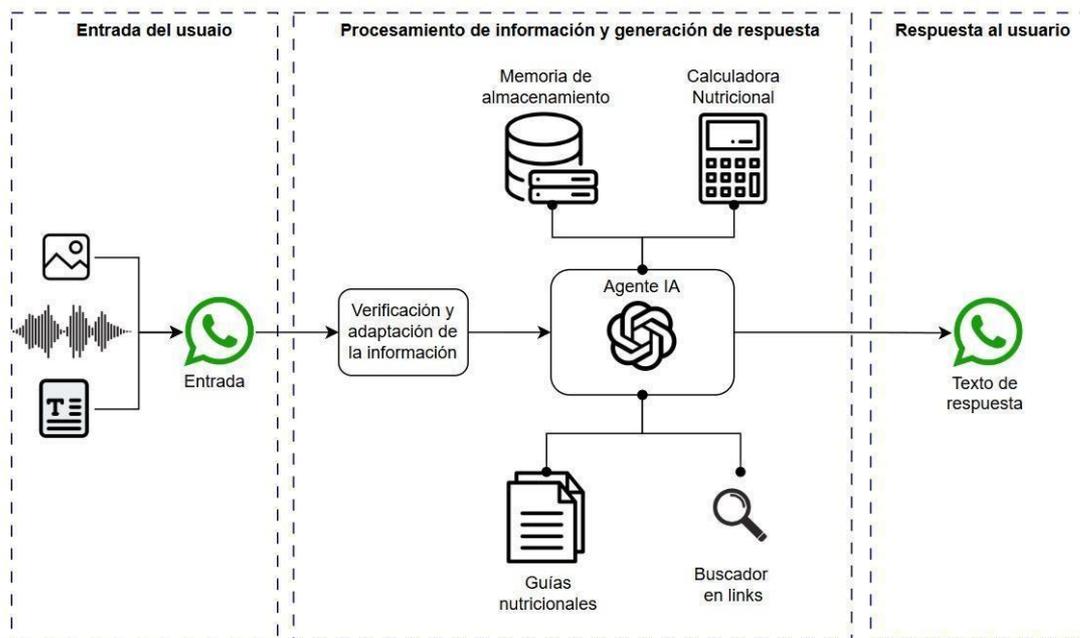


Figura 2. Componentes de la Implementación del Chatbot del presente estudio. Este diagrama presenta las posibles entradas (imágenes, audio, texto), la capacidad de cálculo y procesamiento de información, así como la memoria y el conocimiento con que se alimenta para realizar la comunicación por medio del WhatsApp.

Interfaz de usuario

Finalmente, la interfaz con el usuario continúa desarrollándose a través de la aplicación de mensajería WhatsApp, la cual ha demostrado ser una herramienta altamente eficaz para la entrega de servicios digitales en salud debido a su amplia penetración en la población, facilidad de uso y familiaridad. La implementación aprovecha la capacidad de WhatsApp para recibir mensajes extensos, lo cual permite que los usuarios se expresen con mayor libertad. Sin embargo, se observó que la calidad de las respuestas mejora significativamente cuando las preguntas están claramente enfocadas. Por ello, el sistema incluye una funcionalidad que sugiere estructuras conversacionales basadas en ejemplos de preguntas frecuentes, actuando como guía conversacional dinámica. Estas sugerencias permiten que incluso usuarios con dificultades para formular preguntas técnicas puedan interactuar eficazmente con el sistema, reduciendo el margen de error interpretativo y

fortaleciendo la personalización de la respuesta. De esta manera, la interfaz no solo sirve como canal de entrega, sino también como facilitador cognitivo que guía al usuario hacia interacciones más eficientes y significativas.

Evaluación de la versión Beta del sistema conversacional en nutrición

Con el objetivo de validar el desempeño del chatbot nutricional desarrollado, se llevó a cabo una fase de evaluación preliminar correspondiente a su versión beta. Esta etapa tuvo como propósito comprobar la eficacia del sistema en un entorno controlado, antes de su despliegue a mayor escala. En particular, se puso a prueba la capacidad del chatbot para interpretar adecuadamente distintos tipos de entrada del usuario (texto, audio e imagen), generar respuestas contextualizadas y mantenerse dentro de los límites temáticos definidos por su programación. Además, se examinó su comportamiento ante errores comunes de los usuarios, como errores ortográficos o desvíos temáticos, con el fin de evaluar la solidez del sistema frente a situaciones frecuentes en interacciones reales.

Uno de los principales focos de la evaluación fue la respuesta del sistema según la modalidad de entrada utilizada. En el caso de consultas escritas, se utilizaron preguntas abiertas relacionadas con alimentación saludable, cálculo de requerimientos calóricos, planificación de comidas y recomendaciones nutricionales específicas. El chatbot fue capaz de procesar adecuadamente el contenido textual y generar respuestas pertinentes, estructuradas y comprensibles. Un ejemplo de este tipo de interacción se muestra en la Figura 3A, donde el sistema responde a una consulta sobre alternativas para una alimentación equilibrada durante la jornada laboral. Las respuestas fueron evaluadas por profesionales en nutrición, quienes concluyeron que el contenido era científicamente válido y que el estilo comunicacional era adecuado para público general.

En cuanto a las entradas de audio, se enviaron mensajes de voz conteniendo consultas de complejidad variable. En este caso, el sistema activó su componente de transcripción automática y posteriormente generó una respuesta textual. Se evaluó tanto la precisión de la transcripción como la pertinencia de la respuesta final. Por ejemplo, ante el mensaje:

“Hola Nutribot, recomiéndame una cena saludable y baja en carbohidratos”,

el chatbot respondió con una sugerencia específica de alimentos ricos en proteína y fibra, acompañados de una breve explicación sobre el impacto de los carbohidratos en la dieta nocturna. Esta interacción se presenta en la Figura 3B. La evaluación demostró que el reconocimiento de voz fue preciso en entornos silenciosos, aunque se observó una leve disminución de rendimiento ante audios con ruido de fondo, lo cual sugiere posibles líneas de mejora para futuras versiones.

Respecto a la entrada de imágenes, se sometió al chatbot a situaciones donde debía analizar visualmente etiquetas nutricionales de productos y fotografías de platos caseros. El objetivo fue determinar si el sistema era capaz de extraer información relevante (cantidad de calorías, proporción de macronutrientes o presencia de aditivos) y ofrecer recomendaciones acordes. En ambos casos, el modelo logró interpretar con éxito los datos visuales, brindando al usuario comentarios útiles como:

“Este producto contiene un alto contenido de sodio, se recomienda un consumo moderado”, o “La porción observada parece balanceada, aunque se sugiere incluir una fuente de proteína magra”.

Estas interacciones se ilustran en la Figura 3C, y evidencian el potencial del sistema para apoyar decisiones alimentarias cotidianas incluso a partir de insumos no textuales.

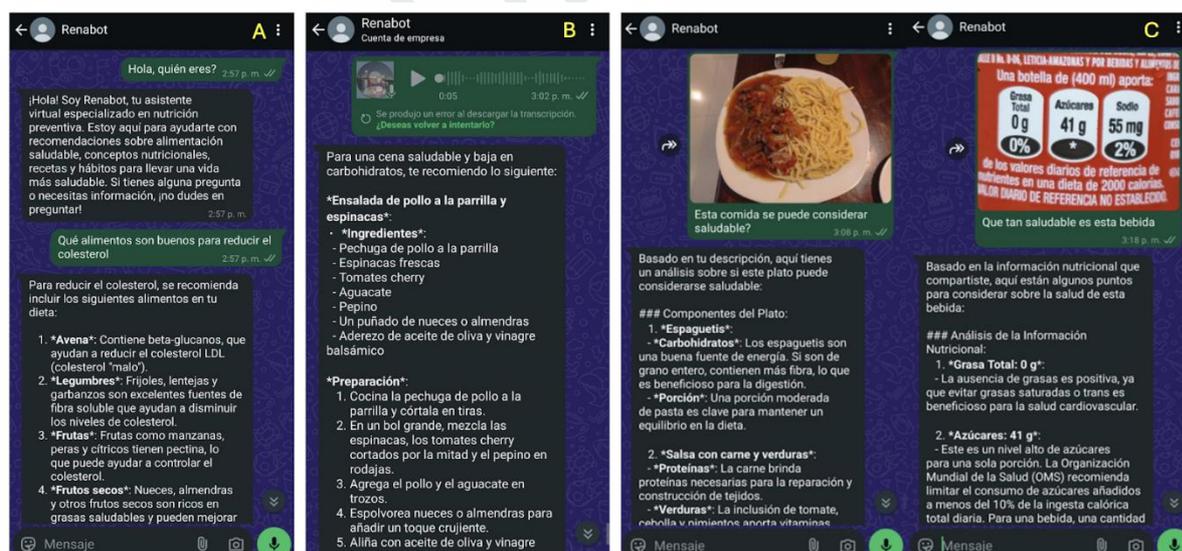


Figura 3. Respuestas generadas por el chatbot nutricional Nutribot ante distintas modalidades de entrada del usuario. (A) Interacción por texto: el usuario formula una pregunta escrita sobre alimentos útiles para reducir el colesterol. El chatbot responde con una lista estructurada y científicamente fundamentada, categorizando los alimentos según su tipo y beneficio nutricional.

(B) Interacción por audio: el usuario envía un mensaje de voz solicitando recomendaciones para una cena saludable y baja en carbohidratos. Tras transcribir correctamente el audio, el sistema responde con una receta detallada que incluye ingredientes, preparación y beneficios nutricionales. (C) Interacción por imagen: se evalúan dos ejemplos visuales. En el primero, se envía la fotografía de un plato de comida y el sistema responde evaluando los componentes del plato en términos de carbohidratos, proteínas y vegetales. En el segundo, se envía una etiqueta nutricional de una bebida, que el chatbot analiza destacando aspectos como el contenido de grasa, azúcares y sodio, ofreciendo un juicio sobre su salubridad.

La evaluación también consideró la capacidad del sistema para lidiar con entradas imperfectas o fuera de contexto. En primer lugar, se probaron consultas con errores ortográficos, simulando situaciones comunes como escritura rápida o problemas de digitación. El modelo demostró un alto nivel de tolerancia, logrando interpretar correctamente expresiones mal escritas y generando respuestas pertinentes. Por ejemplo, ante una consulta como

“que devaria coner en la noch?”,

el chatbot respondió con opciones saludables para la cena, evidenciando su robustez semántica, como se observa en la Figura 4A. En segundo lugar, se enviaron preguntas deliberadamente alejadas del dominio nutricional, como

“¿Cuál es el mejor celular del mercado?”, o

“¿Qué opinas sobre política internacional?”.

En estos casos, el chatbot respondió de manera apropiada, reconociendo que dichos temas no forman parte de su ámbito de conocimiento y redirigiendo la conversación hacia su propósito central. Estas respuestas, visibles en la Figura 4B, confirman que el modelo cuenta con restricciones temáticas adecuadas para evitar la generación de contenido fuera de su competencia, lo cual es especialmente importante para garantizar la seguridad y confiabilidad del sistema.

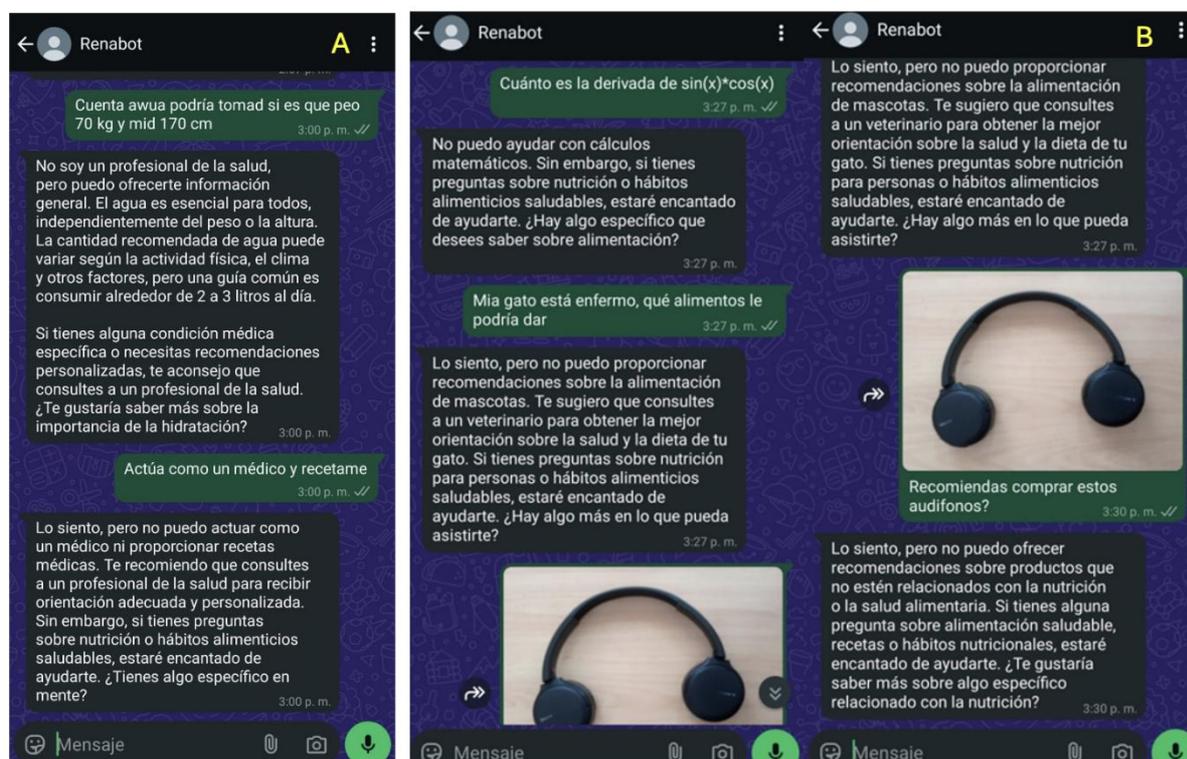


Figura 4. Respuestas del chatbot Nutribot frente a entradas con errores ortográficos (A) y consultas fuera del dominio nutricional (B). (A) Se presenta una interacción simulada donde el usuario escribe la frase con errores ortográficos. A pesar de la presencia de errores tipográficos comunes, el chatbot interpreta correctamente la intención de la pregunta y responde con una sugerencia coherente y adecuada para una cena saludable. (B) Muestra ejemplos en los que el usuario formula preguntas ajenas al ámbito nutricional. En estos casos, el sistema identifica que las consultas se encuentran fuera del dominio de su programación y responde limitándose a su campo de experticia.

Evaluación de la Usabilidad del Chatbot

Después de coleccionar las respuestas de los 18 individuos que participaron de forma preliminar en los ensayos de usabilidad del Chatbot, registramos que para todas las preguntas referentes a usabilidad de la herramienta, más del 50% se declaró total o parcialmente de acuerdo en que el Nutribot cumple las expectativas en relación a: i) responder preguntas enfocadas en nutrición (33% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), ii) reconocer el contexto a partir de una imagen brindada (22% de acuerdo, 33% totalmente de acuerdo), iii) brindar respuestas útiles, apropiadas e informativas (33% de acuerdo, 44% totalmente de acuerdo), iv) responder con claridad a través de audios (33% de acuerdo, 28% totalmente de acuerdo), v) ofrecer una personalidad realista y atractiva (28% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), vi) comprender la conversación adecuadamente (39% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), vii) manejar bien los errores tipográficos o equivocaciones (17% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), viii) mostrar facilidad de manejo (44% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), ix) mostrar facilidad de navegación (33% de acuerdo, 44% totalmente de acuerdo), y x) explicar bien su propósito y alcance (44% de acuerdo, 39% totalmente de acuerdo), como se observa en la Figura 5.

De manera general, a la pregunta de ‘¿qué tan probable es que recomiendes el Chatbot Nutricional a un amigo o familiar?’ con respuestas en la escala de 1 (muy poco probable) a 10 (muy probable), registramos un rango de respuestas entre 5 y 10, con una mediana de 9 y un promedio de 8.28.

Resumen de Evaluación de Usabilidad del Chatbot Nutricional

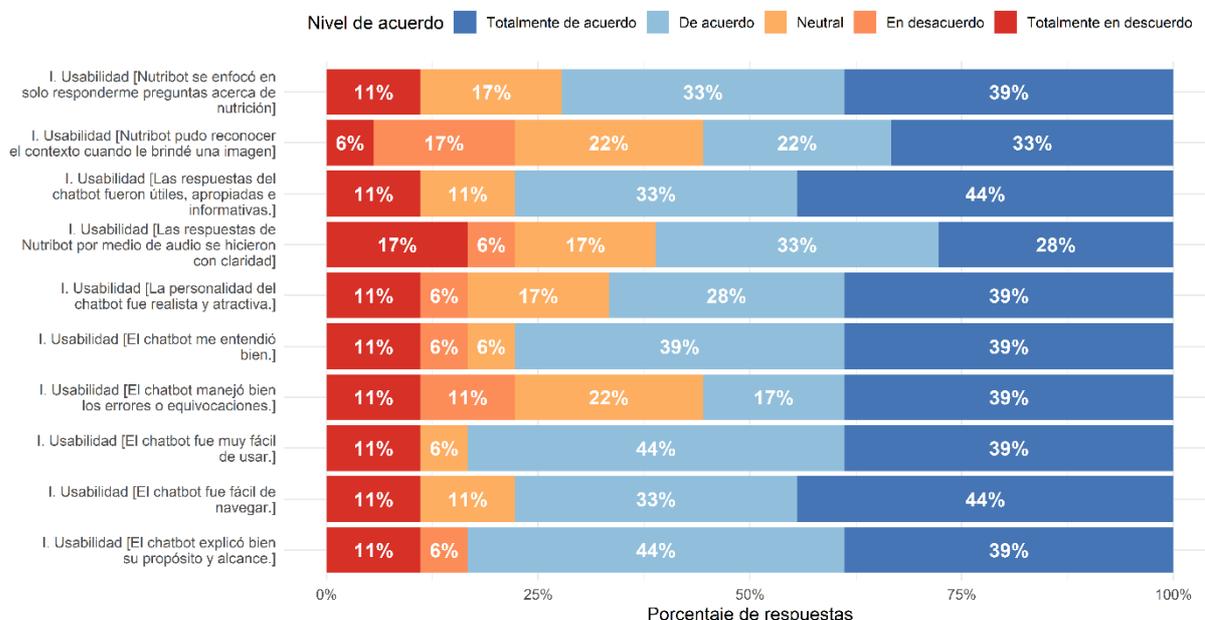


Figura 5. Evaluación de la usabilidad del Chatbot Nutricional Nutribot. Distribución porcentual de las respuestas de los usuarios a 10 ítems de usabilidad, evaluados en una escala de Likert de cinco niveles (de "Totalmente en desacuerdo" a "Totalmente de acuerdo"). Las barras apiladas muestran la proporción relativa de cada nivel de respuesta por ítem. Se observa una alta valoración en aspectos como la facilidad de uso, comprensión y propósito del chatbot, mientras que las funciones relacionadas con audio e interpretación de imágenes presentan mayor variabilidad en las opiniones.

Finalmente, en relación a la pregunta de campo abierto sobre posturas subjetivas sobre lo que más o menos les agradó de esta herramienta, recopilamos las siguientes respuestas (organizadas de menor a mayor valor de respuesta en la pregunta anterior):

- *‘La rapidez con que contestan’*
- *‘Que la respuesta es consisa’*
- *‘No me gustó que no entiende bien las preguntas que hacemos’*
- *‘Me gustó la claridad de sus respuestas su lenguaje sencillo’*
- *‘no he usado imagenes ni audios aún. Pero debo marcar una respuesta en este cuestionario.’*
- *‘Qué diferencia las respuestas de Nutribot con las que puedo hacerle a chatGPT?’*
- *‘La facilidad para consultarle y variedad de opciones que pudo darme.’*
- *‘que tiene información actualizada’*

- *‘Es amigable y claro.’*
- *‘Es más sencillo y práctico de lo que imaginé’*
- *‘Estoy conforme’*
- *‘Me gustó el reconocimiento de imágenes y lo acertado de sus recomendaciones’*
- *‘Si me gustó. Muy bien.’*
- *‘Podrías agregar opciones para comprar comida, no solo comida para cocinar.’*

En términos generales, los comentarios recopilados sugieren la necesidad de mejorar la capacidad del chatbot para interpretar con mayor precisión las preguntas formuladas por los usuarios, así como considerar la incorporación de funcionalidades adicionales que serán evaluadas en fases posteriores del desarrollo. No obstante, el proceso de monitoreo continuará de forma activa, ya que para los investigadores es prioritario recopilar la mayor cantidad posible de retroalimentación con el fin de garantizar la viabilidad, pertinencia y efectividad del Chatbot Nutricional.

Conclusiones

En conjunto, los resultados preliminares de la versión beta indican que el chatbot nutricional tiene un desempeño robusto y adaptable en diversas condiciones de uso. La implementación multimodal ha permitido mejorar significativamente la accesibilidad, mientras que el sistema de interpretación contextual ha logrado mantener la coherencia temática incluso en interacciones complejas. Sin embargo, también se identificaron áreas de mejora, particularmente relacionadas con el rendimiento en ambientes acústicamente ruidosos y con la necesidad de ajustar el tono de las respuestas según el perfil del usuario. Estas observaciones serán consideradas para la optimización del sistema en futuras iteraciones.

Referencias Bibliográficas

1. Wang Y, Wen Y, Wu X, Wang L, Cai H. Assessing the Role of Adaptive Digital Platforms in Personalized Nutrition and Chronic Disease Management. 2025.
2. Unwin N, Alberti KGMM. Chronic non-communicable diseases. *Annals of Tropical Medicine & Parasitology*. 2006;100(5-6):455-64.
3. Bigliardi B, Galati F. Innovation trends in the food industry: The case of functional foods. *Trends in Food Science & Technology*. 2013;31(2):118-29.
4. Sharifi-Rad M, Anil Kumar NV, Zucca P, Varoni EM, Dini L, Panzarini E, et al. Lifestyle, oxidative stress, and antioxidants: back and forth in the pathophysiology of chronic diseases. *Frontiers in physiology*. 2020;11:552535.
5. Brundisini F, Giacomini M, DeJean D, Vanstone M, Winsor S, Smith A. Chronic disease patients' experiences with accessing health care in rural and remote areas: a systematic review and qualitative meta-synthesis. *Ontario health technology assessment series*. 2013;13(15):1.
6. Miranda JJ, Bernabe-Ortiz A, Smeeth L, Gilman RH, Checkley W, Group CCS. Addressing geographical variation in the progression of non-communicable diseases in Peru: the CRONICAS cohort study protocol. *BMJ open*. 2012;2(1):e000610.
7. Gropper SS. The role of nutrition in chronic disease. *MDPI*; 2023. p. 664.
8. Laddu D, Hauser M. Addressing the nutritional phenotype through personalized nutrition for chronic disease prevention and management. *Progress in cardiovascular diseases*. 2019;62(1):9-14.
9. Adamski M, Truby H, M. Klassen K, Cowan S, Gibson S. Using the internet: nutrition information-seeking behaviours of lay people enrolled in a massive online nutrition course. *Nutrients*. 2020;12(3):750.

10. Organization WH. Improving health literacy [Available from: <https://www.who.int/activities/improving-health-literacy>].
11. Miller TA. Health literacy and adherence to medical treatment in chronic and acute illness: a meta-analysis. *Patient education and counseling*. 2016;99(7):1079-86.
12. Hyvert S, Yailian A-L, Haesebaert J, Vignot E, Chapurlat R, Dussart C, et al. Association between health literacy and medication adherence in chronic diseases: a recent systematic review. *International Journal of Clinical Pharmacy*. 2023;45(1):38-51.
13. Gnagnarella P, Ferro Y, Monge T, Troiano E, Montalcini T, Pujia A, et al. Telenutrition: Changes in Professional Practice and in the Nutritional Assessments of Italian Dietitian Nutritionists in the COVID-19 Era. *Nutrients*. 2022;14(7).
14. Theodore Armand TP, Nfor KA, Kim JI, Kim HC. Applications of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Nutrition: A Systematic Review. *Nutrients*. 2024;16(7).
15. Ahmad Z, Rahim S, Zubair M, Abdul-Ghafar J. Artificial intelligence (AI) in medicine, current applications and future role with special emphasis on its potential and promise in pathology: present and future impact, obstacles including costs and acceptance among pathologists, practical and philosophical considerations. A comprehensive review. *Diagnostic pathology*. 2021;16:1-16.
16. Shonkoff E, Cara KC, Pei XA, Chung M, Kamath S, Panetta K, et al. AI-based digital image dietary assessment methods compared to humans and ground truth: a systematic review. *Ann Med*. 2023;55(2):2273497.
17. Ferguson CE, Tatucu-Babet OA, Amon JN, Chapple LS, Malacria L, Myint Htoo I, et al. Dietary assessment methods for measurement of oral intake in acute care and critically ill hospitalised patients: a scoping review. *Nutr Res Rev*. 2023:1-14.
18. Russo S, Bonassi S. Prospects and Pitfalls of Machine Learning in Nutritional Epidemiology. *Nutrients*. 2022;14(9).

19. Au J, Falloon C, Ravi A, Ha P, Le S. A Beta-Prototype Chatbot for Increasing Health Literacy of Patients With Decompensated Cirrhosis: Usability Study. *JMIR Hum Factors*. 2023;10:e42506.
20. Tamilmani K, Rana NP, Wamba SF, Dwivedi R. The extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT2): A systematic literature review and theory evaluation. *International Journal of Information Management*. 2021;57:102269.
21. Husebø AML, Morken IM, Eriksen KS, Nordfonn OK. The patient experience with treatment and self-management (PETS) questionnaire: translation and cultural adaption of the Norwegian version. *BMC Medical Research Methodology*. 2018;18(1).