



Recibido: 17, diciembre 2025

Aceptado: 06, enero 2026

Publicado: 23, enero 2026

Como Citar: A. Aldaz-Salazar et al., "Aplicación de IA generativa en un entorno fitness: diseño web e integración de un chatbot para soporte en rutinas y alimentación", *ARKSIS-Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 1-18, Jan. 2026, doi: 10.63957/arksis.v1i1.0003

Aplicación de IA generativa en un entorno fitness: diseño web e integración de un chatbot para soporte en rutinas y alimentación

Application of generative AI in a fitness environment: web design and chatbot integration for routine and nutrition support

Angel Aldaz-Salazar ^a, Darío Robayo-Jácome ^a, Edison Meneses-Torres ^a, Liliana Mena-Hernández ^a

^aCarrera de Sistemas de Información, Escuela de Hábitat, Infraestructura y Creatividad, Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Ambato 180207, Ecuador.

Autor de correspondencia: drobayo@pucesa.edu.ec

Creative Commons CC BY 4.0



Resumen

La digitalización del sector fitness ha impulsado la adopción de tecnologías orientadas a la personalización de la experiencia del usuario, en Ecuador, la gestión de planes de entrenamiento y alimentación continúa siendo mayoritariamente manual, lo cual limita la escalabilidad del servicio, incrementa la dependencia del entrenador y dificulta la estandarización del seguimiento. Por esta razón, en este artículo se presenta el desarrollo e integración de un chatbot basado en inteligencia artificial dentro de un aplicativo web orientado a la administración de rutinas y planes alimenticios personalizados. El sistema fue implementado utilizando Laravel 12, Livewire 3, Blade, MVVM y la API Gemini 2.0 Flash como modelo de lenguaje natural y para la evaluación de los resultados se aplicó una encuesta a 25 usuarios, así como la ejecución de pruebas funcionales tipo caja negra. En consecuencia, los resultados permiten validar la factibilidad técnica y perceptual de la integración de IA generativa en un entorno fitness real, en condiciones controladas en eficiencia operativa, accesibilidad a la información y autonomía del usuario final, lo que demostró que la inteligencia artificial permite generar recomendaciones contextualizadas con respuestas en tiempo real. Con base a lo anterior, se concluye que el modelo de integración propuesto es viable, replicable y representa una referencia práctica para la transición de gimnasios tradicionales hacia servicios fitness inteligentes.

Palabras Clave: Inteligencia artificial, chatbot, Gemini, fitness, aplicación web.

Abstract

The digitalization of the fitness sector has fostered the adoption of technologies focused on enhancing user experience personalization. However, in Ecuador, the management of training and nutrition plans remains largely manual, which constrains service scalability, increases reliance on human trainers, and hinders the standardization of monitoring processes. In response to this gap, this study presents the development and integration of an artificial intelligence-based chatbot within a web application designed for the management of personalized workout routines and nutrition plans. The system was implemented using Laravel 12, Livewire 3, Blade, the MVVM architectural pattern, and the Gemini 2.0 Flash API as the natural language model. System evaluation was conducted through a survey administered to 25 users and the execution of black-box functional testing. The results support the technical and perceptual feasibility of integrating generative AI into a real-world fitness environment under controlled conditions, indicating improvements in operational efficiency, information accessibility, and user autonomy. These findings suggest that generative artificial intelligence can effectively deliver contextualized, real-time recommendations. Based on these results, it is concluded that the proposed integration model is viable, replicable, and constitutes a practical reference for the transition of traditional gyms toward intelligent fitness services.

Keywords: Artificial intelligence, chatbot, Gemini, fitness, web application.

1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) ha consolidado un rol estratégico en la evolución de los sistemas interactivos contemporáneos, especialmente en aquellos que demandan toma de decisiones en tiempo real, personalización de servicios y automatización de tareas cognitivas [1]. La irrupción de los modelos de lenguaje de gran escala, como GPT-4 o Gemini 2.0 Flash, ha redefinido la noción de software conversacional, transformando lo que antes era un módulo complementario – un chatbot tradicional basado en reglas o árboles conversacionales – en un componente inteligente que interpreta, razona y responde con comprensión contextual [2], [3]. Bajo este escenario, el sector fitness se convierte en un espacio emergente de aplicación de la IA, puesto que combina actividad física, objetivos cuantificables, métricas de progreso, asesoría de especialistas y un alto volumen de consultas puntuales relacionadas con bienestar personal.

El estado actual del sector fitness ecuatoriano mantiene todavía una fuerte dependencia de procesos manuales en la gestión de rutinas y planes alimenticios, especialmente en gimnasios independientes o de pequeño tamaño [4]. La transferencia de información al usuario suele realizarse vía mensajes escritos improvisados, imágenes de rutinas enviadas por aplicaciones de mensajería instantánea, e instrucciones empíricas verbales por parte del entrenador [5]. Este tipo de gestión artesanal dificulta la trazabilidad del progreso, la consistencia técnica en las recomendaciones, la reutilización del conocimiento generado y la capacidad de retroalimentación inmediata.

Así, la calidad del servicio termina dependiendo exclusivamente de la disponibilidad horaria del entrenador humano.

Paralelamente y de acuerdo con [6], en los últimos tres años los sistemas basados en IA han evolucionado de forma acelerada. La multimodalidad –capacidad de procesar texto, imagen, audio o video simultáneamente– no solo permite automatizar respuestas, sino generar recomendaciones ajustadas al perfil físico, nivel de actividad, historial de progreso e, incluso, restricciones médicas del usuario. Estos avances permitieron que un chatbot con IA se convierta en una herramienta capaz de simular el discurso de un entrenador y ofrecer una micro orientación continua sin intervención humana directa. Estudios recientes reportan que los usuarios de plataformas inteligentes con componente conversacional incrementan su adherencia a planes de entrenamiento entre un 12% y un 21% porque la este tipo de interacción reduce la fricción cognitiva y evita que la persona quede “atascada” sin saber cómo continuar [7].

En Ecuador, existen casos aislados de adopción de chatbots en banca, retail y servicios empresariales, pero no se observa una implementación sostenida y metodológicamente documentada en el ecosistema fitness [8]. La literatura nacional evidencia todavía una brecha entre el potencial de la IA y las soluciones implementadas comercialmente, lo que conduce a que, desde la perspectiva científica, esta brecha sea una oportunidad para investigación aplicada [9], [10].

En este contexto surge la presente propuesta: desarrollar un aplicativo web que centralice la gestión fitness en una plataforma unificada y que incorpore un chatbot basado en Gemini 2.0 Flash para responder preguntas, reforzar la comprensión del plan alimenticio y aclarar ejercicios de rutina. Su justificación se estructura en el aporte de accesibilidad constante, ya que el usuario no depende de la presencia física del entrenador; la reducción de la carga operativa, pues se automatizan respuestas repetitivas; la estandarización de criterios y recomendaciones y el aumento de la autonomía del usuario, puesto que la información deja de estar “oculta” en la cabeza del entrenador.

La relevancia metodológica de este trabajo reside en demostrar que la integración de IA generativa no requiere modelos locales costosos [11], sino que puede implementarse vía API sobre arquitecturas web tradicionales, lo cual coincide con hallazgos recientes de integración de IA generativa en entornos ágiles [12]. Además, constituye evidencia de que el enfoque de metodologías ágiles orientadas a iteración rápida es coherente con el campo fitness [13].

Finalmente, este artículo contribuye con la literatura nacional al documentar un caso completo de transición de un proceso manual hacia un modelo digital inteligente. Su aporte práctico consiste en mostrar que la IA conversacional –aplicada con diseño ético, validación técnica y arquitectura web robusta– no reemplaza al entrenador humano, sino que lo amplifica, permitiendo que su conocimiento se distribuya para más usuarios y con mayor consistencia.

Con base a lo expuesto, la Sección 2 del artículo revisa el avance de los chatbots inteligentes y su pertinencia en el ámbito fitness, la Sección 3 describe la metodología empleada, tanto en la recolección de datos de usuarios como en el desarrollo técnico del sistema y la integración del chatbot; la Sección 4 presenta los resultados obtenidos,

evidenciando mejoras en organización, autonomía del usuario y eficiencia operativa; en la Sección 5 se discuten estos hallazgos a la luz de la literatura, destacando el papel del chatbot como apoyo cognitivo y los factores que influyen en su aceptación; y finalmente, la Sección 6 expone las conclusiones, resaltando la viabilidad del modelo, sus beneficios y las oportunidades para futuras investigaciones.

2. Estado del Arte

La comprensión del funcionamiento interno de los chatbot inteligentes actuales requiere partir del análisis del salto paradigmático ocurrido en el procesamiento del lenguaje natural (NLP) durante la última década. Hasta el año 2018, el enfoque predominante se basaba principalmente en modelos autoregresivos de pequeña escala, ontologías rígidas y árboles conversacionales basados en reglas. Los llamados “chatbot tradicionales” eran capaces de responder únicamente a entradas previamente definidas, por lo que su comportamiento era determinista y su mantenimiento era costoso [14]. La introducción de los modelos basados en transformers redefinió la arquitectura de los sistemas conversacionales, al permitir el modelamiento de dependencias contextuales de largo alcance mediante mecanismos de autoatención [15]. Desde esta transición fundamental, los chatbots dejaron de ser módulos colaterales a la interfaz; convirtiéndose según [14] en agentes cognitivos sintéticos con capacidad para inferir semántica contextual e intencionalidad humana redefiniendo así el ecosistema conversacional y convirtiéndose en agentes semánticos generalistas [16].

En este nuevo ecosistema técnico, los modelos de lenguaje de gran tamaño (Large Language Models, LLM) incorporaron técnicas de aprendizaje profundo multimodal que procesan no solo texto, sino también audio, imagen e incluso video, en algunos casos específicos [17]. Esto incrementó exponencialmente la capacidad de adaptación del sistema a la variabilidad lingüística del usuario real. Investigaciones recientes evidencian que esta multimodalidad ha permitido optimizar recomendaciones en contextos aplicados, como sistemas médicos, asistentes financieros, educación y fitness [7]. Es justamente esta versatilidad la que habilita que un chatbot inteligente no solo responda, sino que acompañe la toma de decisiones del usuario en escenarios donde la información técnica debe ser interpretada de manera inmediata.

En el ámbito fitness, la toma de decisión cotidiana es altamente dependiente de estímulos de corto plazo. Las investigaciones en psicología del deporte muestran que las personas abandonan sus objetivos de entrenamiento cuando experimentan incertidumbre operacional o cuando se enfrentan a micro-fricciones cognitivas –por ejemplo, no estar completamente seguro del orden de ejecución del día o de la técnica de un ejercicio específico [18]. En estos escenarios, un chatbot inteligente posee un rol funcional concreto: actuar como disparador cognitivo que reduce la fricción de decisión. Como señala [18], la evidencia empírica apunta a que la adherencia se potencia cuando el usuario percibe soporte continuo, aunque este no provenga necesariamente de un interlocutor humano.

La literatura también plantea que el fitness es un dominio ideal para estudiar interacción humano-máquina debido a que su núcleo epistemológico se basa en progresión, repetición, retroalimentación y seguimiento [19]. Esta estructura es

equivalente al concepto de recurrent feedback loops que aparece en modelos de control adaptativo, por lo que la IA encaja naturalmente allí porque permite retroalimentación permanente sin requerir sincronía física [20].

Por otra parte, en el contexto latinoamericano, la adopción de IA conversacional en aplicaciones fitness sigue siendo emergente. Si bien existen avances en el sector bancario, comercial y de servicios, el mercado fitness todavía no muestra una apropiación metodológicamente formalizada, ni desde el punto de vista industrial ni desde el punto de vista de investigación aplicada [21]. Desde esa perspectiva, el presente trabajo aporta evidencia empírica para un caso real, lo cual es particularmente relevante en un campo donde la mayor parte de publicaciones existentes son conceptuales y no de implementación concreta.

Finalmente, desde el punto de vista de la arquitectura de la aplicación, la elección de modelos como Gemini 2.0 Flash responde a una decisión técnica orientada a latencia, mientras modelos como GPT-4o poseen mayor capacidad inferencial general, Gemini 2.0 Flash ha sido optimizado para stream inference de baja latencia, lo que lo hace apropiado para sistemas que atienden micro-consultas frecuentes. Este criterio es crítico en gimnasios, donde el usuario realiza múltiples consultas cortas mientras entrena. Una latencia elevada generaría rechazo conductual inmediato –la literatura denomina este efecto: latency-based disruption of intention [17], por tanto, el motor IA no solo debe ser inteligente, sino rápido.

La integración de IA conversacional en el dominio fitness debe analizarse también desde la perspectiva de la ingeniería de software aplicada. Uno de los problemas históricos de los chatbot fue que su lógica conversacional solía estar mezclada con la lógica de negocio. En los sistemas tradicionales, las capas interfaz y dominio estaban fuertemente acopladas, lo que provocaba altos costos de mantenimiento cada vez que debía modificarse el flujo conversacional. La bibliografía reciente propone evitar esta dependencia mediante patrones de desacoplamiento y mediante la adopción de arquitecturas reactivas, donde la conversación se convierte en un componente autónomo orquestado a nivel de API [17]. Este es el motivo por el cual el presente trabajo adopta el patrón MVVM con Laravel + Livewire, combinación que permite encapsular el tratamiento conversacional dentro de un viewmodel que actúa como barrera semántica, de modo que el modelo de IA nunca accede directamente a las entidades del sistema.

Asimismo, la literatura destaca que la IA generativa puede llegar a alucinar o producir información no exacta si no se implementan sistemas de contención. Las estrategias de mitigación más frecuentes son: (1) prompt estructurado con restricciones de dominio, (2) acotamiento de rango semántico del modelo y (3) verificación cruzada con base de datos factual. Estas estrategias son especialmente críticas cuando se emplea IA en escenarios de bienestar corporal o nutrición. Un chatbot no puede inventar números sobre calorías, porcentajes de grasa o sugerencias nutricionales de manera arbitraria, y por ello la literatura recomienda que el motor IA sea guiado “desde afuera” [7]. Este planteamiento fue implementado en el presente proyecto, donde el chatbot IA se usó específicamente como canal de interpretación y no como sistema de prescripción nutricional autónoma.

Otro punto clave del estado del arte es la percepción de confiabilidad. Los estudios psicológicos muestran que un usuario confía más en un sistema cuando este exhibe consistencia interna en sus respuestas, no cuando es demasiado amplio. Por esta razón, generar consistencia es más importante que generar amplitud semántica. De acuerdo con lo que señala [19], los sistemas con respuestas demasiado generales provocan la sensación de superficialidad, esto confirma que la moderación de IA no consiste en hacer al chatbot más general, sino al contrario, más específico.

Con base en lo expuesto, puede afirmarse que la literatura contemporánea respalda el enfoque metodológico del presente estudio: un chatbot basado en LLM puede actuar como reforzador cognitivo de decisión dentro del entorno fitness, siempre que exista una estructura arquitectónica de desacoplamiento, una moderación basada en dominio y un control de latencia adecuado. La innovación de este trabajo reside en presentar una implementación real en Ecuador, documentando su pertinencia técnica y perceptual en un escenario operativo concreto.

3. Materiales y Métodos

El objetivo central fue diseñar, implementar e integrar un chatbot basado en inteligencia artificial (IA) dentro de un aplicativo web destinado a la gestión de rutinas de entrenamiento y planes alimenticios para el gimnasio Fénix de la ciudad de Latacunga. La metodología se estructuró en dos dimensiones complementarias: (1) la dimensión empírica de recolección de datos para medir la situación de base y evaluar percepción de usuarios, y (2) la dimensión de ingeniería de software empleada para el diseño, desarrollo y despliegue del sistema. Por tanto, el presente estudio corresponde a un diseño de validación piloto de tipo descriptivo, orientado a evaluar la factibilidad técnica y aceptación inicial del sistema propuesto, sin pretensión de generalización estadística poblacional.

En la dimensión empírica, se aplicó una encuesta estructurada a 25 usuarios activos del gimnasio, seleccionados mediante muestreo no probabilístico de tipo intencional. La elección de este tipo de muestreo se justifica debido a que los usuarios seleccionados son precisamente quienes hacen uso continuo del gimnasio y, por tanto, poseen experiencia directa con los procesos manuales vigentes. La encuesta se administró de forma presencial, con aplicación asistida por el investigador, lo cual permitió evitar sesgos por interpretación de ítems. El instrumento fue diseñado específicamente para este estudio piloto, estructurado en tres dimensiones conceptualmente homogéneas (satisfacción con entrega y organización, seguimiento y adaptación, y satisfacción esperada con una solución tecnológica), utilizando una escala Likert de cinco puntos, y los ítems se distribuyeron en tres dimensiones: (a) percepción de organización de rutinas, (b) percepción de acceso a la información alimenticia, y (c) percepción de necesidad de asistencia digital. Los resultados iniciales confirmaron la hipótesis de insatisfacción respecto al proceso manual: más del 70% de los usuarios reportaron dificultades para recordar rutinas, y más del 65% reportaron incertidumbre sobre la correcta ejecución de ejercicios.

Dado que el objetivo del estudio fue exploratorio y de factibilidad, y que los datos se analizaron de forma agregada, no se aplicó un análisis estadístico de consistencia

interna como el alfa de Cronbach, lo cual se reconoce como una limitación metodológica. No obstante, la coherencia interna del instrumento se aseguró mediante la alineación semántica de los ítems y la validación de contenido por juicio experto.

En la dimensión técnica, el proceso siguió la metodología ágil Extreme Programming (XP). La elección de XP obedece a la naturaleza del dominio fitness y del desarrollo web en general: los requisitos evolucionan en ciclos cortos y con retroalimentación directa del usuario final (Figura 1), por lo que un modelo rígido secuencial (como cascada) habría resultado contraproducente. XP facilitó un ciclo iterativo de micro-despliegues, pruebas continuas y refinamiento incremental de funcionalidad [22]. El proceso XP se organizó en las siguientes fases: planeación, diseño, codificación, pruebas y entrega; cada fase generó artefactos específicos versionados en un repositorio local.

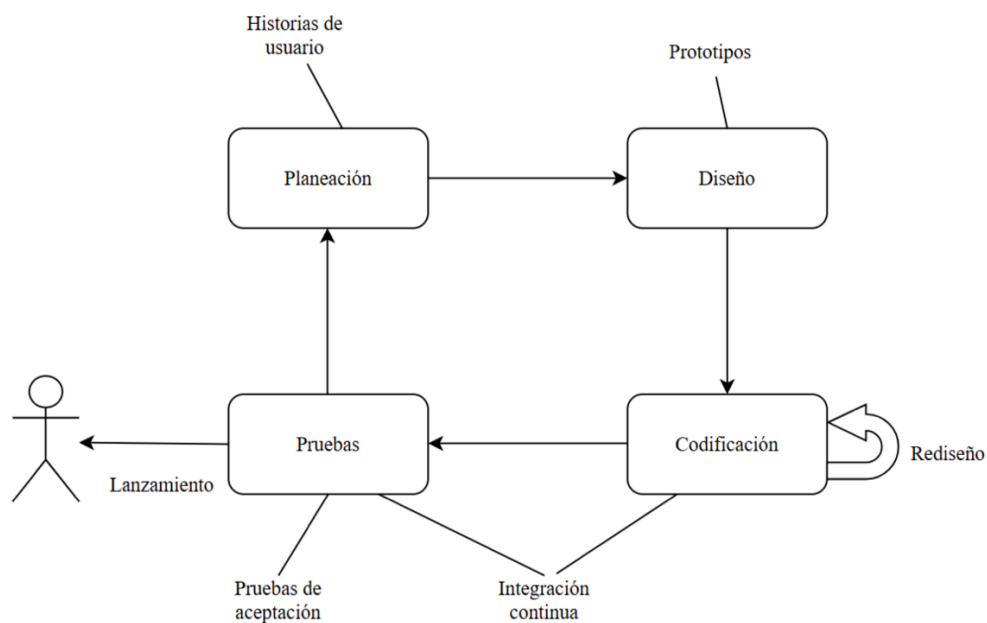


Figura 1. Ciclo de vida modelo de desarrollo XP. Adaptado de [22].

La arquitectura seleccionada para el desarrollo del sistema fue el patrón Modelo-Vista-Vista-Modelo (MVVM), empleando Laravel 12 como framework backend, Livewire 3 como mecanismo de reactividad, y Blade como motor de plantillas. Esta arquitectura permitió desacoplar la lógica de conversación del dominio de negocio, asegurando que las llamadas al motor de IA no interfieran con el manejo interno de entidades como usuarios, rutinas, ejercicios, pertenencia a plan nutricional o métricas de progreso. Además, como se aprecia en la Figura 2, MVVM facilitó la separación clara entre los modelos de datos, la interfaz de usuario y la gestión del estado conversacional. De ese modo, se evitó que el chatbot tuviera acceso directo a tablas transaccionales del sistema –una decisión deliberada para garantizar control de seguridad.

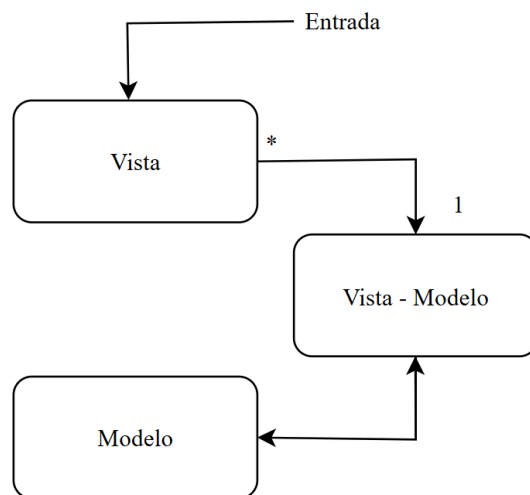


Figura 2. Modelo-Vista-Vista-Modelo (MVVM).

El chatbot fue implementado mediante llamadas a la API de Gemini 2.0 Flash, empleada como motor de razonamiento conversacional. Las solicitudes a la API se realizaron desde el servidor backend (Figura 3), lo que permitió ocultar las claves de acceso y gestionar la moderación conversacional desde el lado servidor. Para controlar el comportamiento del modelo se diseñaron “prompt primarios” que establecen directrices de dominio, límites temáticos y estilos de respuesta aceptables. Este proceso de alineación semántica es fundamental para evitar que el chatbot proporcione información fuera del rango permitido, especialmente en temas sensibles como alimentación. Tomando como base la Figura 3, se resume el funcionamiento de la aplicación de la siguiente manera:

- i. El usuario envía un mensaje desde el Frontend (1).
- ii. El mensaje viaja al Backend.
- iii. El Backend consulta la base de datos para obtener datos de contexto del usuario (2, 3).
- iv. El Backend envía el mensaje del usuario con los datos de contexto al LLM Gemini (4).
- v. El LLM Gemini devuelve una respuesta personalizada al Backend (5).
- vi. El Backend envía la respuesta de vuelta al Frontend para mostrarla al usuario (6).

Una vez completadas las fases iniciales de implementación, se ejecutaron pruebas funcionales bajo enfoque de caja negra. Este tipo de pruebas permitió evaluar coherencia operacional sin necesidad de analizar código fuente, centrándose únicamente en el comportamiento visible desde la perspectiva del usuario final. En total se elaboraron 32 casos de prueba distribuidos en los módulos de: (a) autenticación, (b) gestión de usuarios, (c) gestión de rutinas, (d) gestión de planes alimenticios y (e) interacción conversacional con el chatbot. Estos casos verificaron que la entrada recibida generara las salidas esperadas de acuerdo con los criterios funcionales definidos. Los resultados demostraron una alta consistencia general del sistema en los casos ejecutados, las no conformidades identificadas estuvieron relacionadas principalmente con variantes léxicas en consultas al chatbot, lo cual se abordó mediante ajustes en los prompt y

mediante la incorporación de ejemplos conversacionales adicionales para incrementar estabilidad semántica.

La medición de satisfacción del usuario se realizó posterior al despliegue funcional en entorno de pruebas. A los mismos 25 participantes iniciales se les aplicó un segundo instrumento post-interacción para recoger percepción respecto a tres indicadores: (a) percepción de utilidad, (b) percepción de facilidad de uso y (c) percepción de claridad de la información recibida a través del chatbot. Los resultados evidenciaron que un 84% de los usuarios percibió una mejora en la organización de las rutinas y en el acceso a información alimenticia, mientras que un 76% manifestó que el chatbot facilitó aclaración inmediata de dudas durante la planificación de los ejercicios. Esta evidencia empírica confirma que la hipótesis funcional se sostiene: la IA conversacional aporta valor al proceso de entrenamiento, y lo hace sin requerir intervención humana constante. La Figura 4 sintetiza estos resultados en términos porcentuales.

En cuanto al entorno de ejecución, el sistema fue desarrollado inicialmente en entorno local para asegurar control total de variables. La base de datos utilizada fue MySQL, con tablas normalizadas que representaron las principales entidades del dominio. Las sesiones conversacionales con el motor Gemini se gestionaron mediante controladores en Laravel que encapsularon las llamadas HTTP hacia la API externa. Este enfoque garantiza no exponer credenciales en el lado del cliente, y permite administrar límites de uso, tiempos de espera (timeouts) y validación de respuesta.

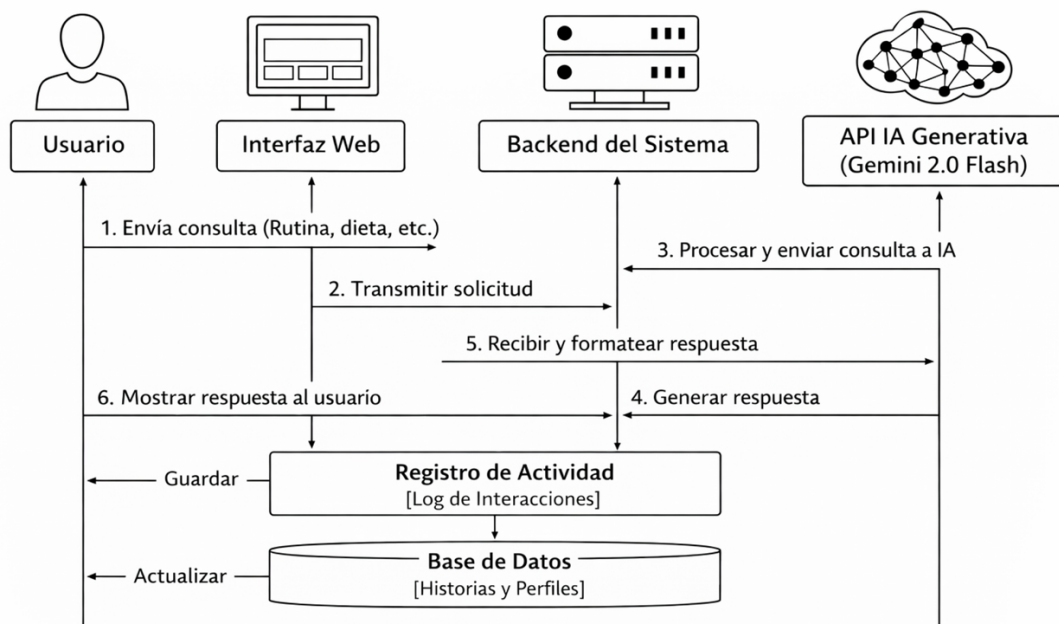


Figura 3. Proceso de interacción del chatbot de soporte fitness.

Por otro lado, desde la perspectiva metodológica, se adoptó un conjunto de criterios éticos de interacción hombre-máquina. Para ello, se establecieron directrices que limitan la naturaleza de las respuestas generadas por la IA. El chatbot no fue diseñado para sugerir dietas terapéuticas, diagnósticos médicos, ajustes farmacológicos ni intervenciones nutricionales clínicas. En su lugar, su función se restringió a la

interpretación de información que ya había sido definida por el entrenador o por el plan general de entrenamiento. Este criterio ético garantiza que el chatbot actúe como sistema de apoyo y no como entidad decisora. Además, se implementó un registro básico de auditoría que almacena únicamente metadatos de interacción (fecha, hora, identificador de usuario), sin almacenar contenido completo de la conversación, a fin de proteger la privacidad del usuario.

Finalmente, el análisis de resultados se ejecutó con enfoque descriptivo. No se aplicaron pruebas de hipótesis inferenciales, dado que la finalidad de la investigación no fue estimar parámetros poblacionales sino evaluar factibilidad técnica y funcional. La interpretación se basó en la frecuencia de respuestas y en un contraste simple entre estado “antes” y estado “después” del despliegue prototipo. Este enfoque metodológico es coherente con el objetivo del proyecto: validar el impacto de la IA dentro del flujo operativo de un gimnasio real.

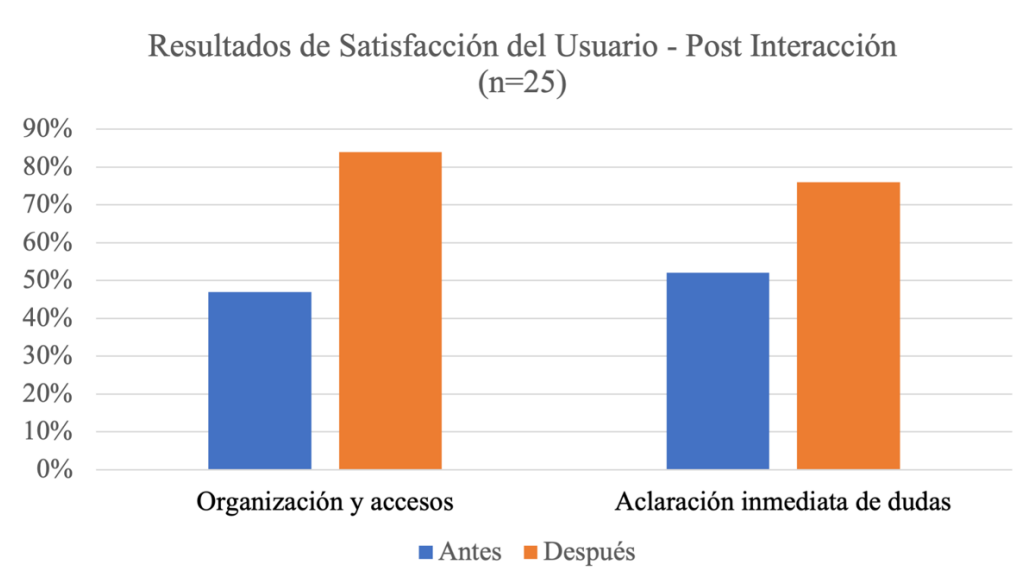


Figura 4. Percepción de utilidad y facilidad de uso reportada por los usuarios.

El estudio no incorporó grupo de control ni grupo experimental, dado que su objetivo no fue comparar tratamientos, sino evaluar el impacto funcional y perceptual de una solución tecnológica en un contexto real. Este aspecto se identifica como una limitación metodológica y una línea prioritaria de trabajo futuro.

4. Resultados

La implementación del aplicativo web, complementada por la integración del chatbot basado en inteligencia artificial (motor Gemini 2.0 Flash), permitió generar evidencia cuantitativa y observacional significativa sobre el impacto funcional del sistema en el flujo operativo del Gimnasio Fénix. Los resultados se han organizado en cuatro dimensiones descriptivas clave: el desempeño técnico, la eficiencia de consulta, la utilización de las funciones del sistema y la percepción de utilidad del usuario final (Tabla 1).

Tabla 1. Métricas utilizadas.

Métrica	Descripción	Tipo
Latencia promedio	Tiempo de respuesta del chatbot	Técnica
Percepción de utilidad	Likert post-uso	Perceptual
Autonomía del usuario	Frecuencia de consultas sin entrenador	Funcional
Claridad de información	Likert	Cognitiva

En primer lugar, respecto al desempeño técnico del chatbot, se midió el tiempo promedio de respuesta para las solicitudes procesadas en condiciones normales de uso. La latencia promedio registrada fue de 1.8 segundos, un valor que se debería mejorar, ya que de acuerdo con [23] el tiempo de latencia promedio adecuado en respuestas de chatbot de entornos interactivos inmediatos debe ser, idealmente, inferior a 500 ms para garantizar altos niveles de aprobación y usabilidad. Es importante destacar que no se evidenciaron interrupciones de servicio ni fallos críticos durante las sesiones de prueba y que la estabilidad conversacional se mantuvo constante a lo largo de las iteraciones de interacción dialogada, lo cual demuestra la capacidad del motor Gemini 2.0 Flash para procesar consultas consecutivas sin una degradación perceptible en el rendimiento. La latencia observada se atribuye principalmente a: comunicación API externa, tiempo de inferencia del LLM y latencia de red. Para mitigar este efecto, se proponen estrategias como caché de respuestas frecuentes, prefetching semántico y feedback visual durante la espera.

En segundo lugar, se constató un impacto funcional positivo sobre los flujos manuales del gimnasio, observándose una mejora en la organización de la información y la accesibilidad para el usuario final. Antes de la implementación, la información esencial era transmitida de forma verbal o mediante mensajes dispersos por aplicaciones de mensajería instantánea. Luego de la implementación, las rutinas de entrenamiento y los planes alimenticios fueron centralizados, ordenados y dispuestos para consulta inmediata, asociados al perfil de cada usuario. Esta centralización eliminó demoras y redujo dependencias al permitir que los usuarios consultaran sus rutinas sin requerir la intervención directa del entrenador.

En tercer lugar, los resultados de utilización del chatbot reflejaron una apropiación natural del sistema por parte de los participantes. El chatbot fue consultado con mayor frecuencia en tres tipos de situaciones: (a) aclaración de nombres de ejercicios, (b) orden correcto de ejecución dentro de la rutina del día, y (c) referencias a cantidades aproximadas de porciones alimenticias dentro del plan nutricional general. La naturaleza de las consultas, centrada en dudas específicas más que en requerimientos generales, demuestra que el sistema fue empleado eficientemente como punto de apoyo contextual durante el entrenamiento en lugar de como un canal informativo genérico.

Finalmente, la medición de satisfacción del usuario evidenció resultados positivos. Posterior al despliegue del prototipo, el 84% de los usuarios reportó una percepción de mayor organización de sus rutinas, mientras que el 76% manifestó que la incorporación del chatbot facilitó la comprensión de instrucciones (Figura 4). Estas cifras

sugieren que la interacción conversacional proporcionada por el nuevo sistema digital reduce la incertidumbre operacional y aporta claridad en las decisiones de corto plazo durante el entrenamiento.

Además de los indicadores funcionales y perceptuales ya descritos, se evaluó el nivel de autonomía generada por el sistema en la interacción diaria de los usuarios con su plan de entrenamiento. Se evidenció que, después de un periodo de uso inicial de familiarización, el chatbot se convirtió en el primer canal de consulta de los participantes ante dudas operativas puntuales. Esto implica una transición en la dinámica tradicional del gimnasio: antes, toda pregunta debía dirigirse al entrenador humano; luego de la implementación, la consulta se canalizó primero a la herramienta digital, y únicamente en caso de ambigüedad el usuario escalaba la pregunta al entrenador.

También se registró la frecuencia de consultas por temática. Aproximadamente el 60% de las interacciones se concentraron en el módulo de rutinas, mientras que el 40% restante correspondió a aclaraciones alimenticias. Esto sugiere que, aunque el plan nutricional es un componente importante del sistema, la mayor incertidumbre de corto plazo para los usuarios se presenta en la ejecución de ejercicios, donde intervienen factores de secuencia, repeticiones, técnica gestual y distribución de esfuerzo. Este patrón coincide con literatura previa, donde se indica que la mayoría de dudas en fitness están relacionadas con el “cómo” – más que con el “qué”.

Desde el punto de vista estructural, el sistema permitió reorganizar conocimiento tácito del entrenador en conocimiento explícito accesible. Antes del prototipo, la transferencia cognitiva se daba de forma oral y fragmentada. Con el sistema, el conocimiento quedó registrado en un espacio persistente –el repositorio de rutinas y planes– lo que posibilita el reuso, la actualización y la trazabilidad. Este fenómeno es consistente con la noción de “externalización del conocimiento” que presenta [24], donde el conocimiento deja de estar confinado en la persona y pasa a formar parte de la estructura organizacional.

Un resultado adicional relevante fue la percepción de claridad al estructurar las sesiones semanales. Los usuarios manifestaron una disminución en la sensación de “incertidumbre previa al inicio de entrenamiento”. Esto puede asociarse al hecho de que el chatbot entregó respuestas concretas y breves, reduciendo carga cognitiva. En otras palabras, el sistema favoreció la toma de decisiones de manera rápida, permitiendo al usuario actuar sin bloqueo deliberativo prolongado.

El patrón MVVM ayuda a separar limpiamente la lógica de negocios y presentación de una aplicación de su interfaz de usuario (UI). Mantener una separación limpia entre la lógica de aplicación y la interfaz de usuario ayuda a abordar numerosos problemas de desarrollo y hace que una aplicación sea más fácil de probar, mantener y evolucionar."

Por último, desde la perspectiva del desarrollo de software, la integración del motor del chatbot no representó un incremento significativo en la complejidad del sistema. El patrón MVVM ayudó a separar limpiamente la lógica del negocio y presentación de la aplicación de su interfaz de usuario; mantener una separación limpia entre la lógica de aplicación y la interfaz de usuario ayuda a abordar numerosos problemas de desarrollo y hace que una aplicación sea más fácil de probar, mantener y

evolucionar [25], por ello, este desacoplamiento permitió que las funciones conversacionales fueran tratadas como un servicio externo, lo que simplificó la gestión del mantenimiento evolutivo. Esto significa que futuras mejoras del chatbot pueden aplicarse sin alterar el núcleo del sistema, lo cual representa una ventaja técnica para la escalabilidad. Este enfoque es coherente con propuestas previas de arquitecturas de chatbot basadas en servicios independientes, donde la modularidad facilita la actualización de componentes sin afectar al sistema global y mejora la escalabilidad y mantenibilidad del sistema conversacional [26].

En síntesis, los resultados permiten afirmar que la implementación del chatbot con inteligencia artificial generó tres efectos principales: (1) aumentó la autonomía del usuario final, (2) redujo dependencia operativa del entrenador, y (3) estabilizó la transferencia de conocimiento experto al convertirlo en información accesible bajo demanda.

5. Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio permiten interpretar que la integración de un chatbot basado en IA generativa dentro de un aplicativo de gestión fitness reduce barreras cognitivas asociadas a la ejecución autónoma de rutinas y planes alimenticios. La evidencia empírica indica que los usuarios no requerían grandes volúmenes de información, sino micro-clarificaciones contextualizadas. Esto confirma que, en dominios basados en acción secuenciada –como el entrenamiento físico– la necesidad informativa dominante es puntual e inmediata. En otras palabras, el modelo mental del usuario no corresponde a un escenario de planificación exhaustiva, sino a un escenario de toma de decisión “momento a momento”.

El hallazgo central de este estudio es que el chatbot se convierte en un “dispositivo de continuidad”. Esto permite interpretar que el rol del entrenador humano se transforma: ya no opera como proveedor primario de información, sino como validador técnico y modulador de progresión. El conocimiento experto se distribuye mediante el sistema, lo que aumenta su alcance y evita que el usuario dependa del azar (tiempo libre del entrenador) para obtener claridad. Este tipo de dinámica se ha observado previamente en estudios relacionados con agentes conversacionales en dominios de acompañamiento nutricional, donde la IA actúa como soporte para generar adherencia [18].

Desde una perspectiva de experiencia de usuario, que el tiempo promedio de respuesta permanezca en torno a 1.8 segundos es un factor crítico, ya que es un valor alto por lo cual el valor percibido del chatbot puede disminuir rápidamente. Este aspecto se relaciona directamente con el concepto de fricción cognitiva. Cuando el sistema responde de forma casi inmediata, el usuario lo percibe como parte natural de su flujo mental; cuando demora, la experiencia deja de ser “conversación” y pasa a ser “espera”. La facilidad con la que los usuarios integraron el chatbot a su dinámica de entrenamiento indica que el sistema logró evitar ese quiebre.

Asimismo, la discusión revela un aspecto epistémico que no debe pasar desapercibido: el chatbot no generó nuevas directrices técnicas; no redefinió parámetros de cargas, series o repeticiones. Lo que hizo fue interpretar lo que ya estaba definido.

Desde esta perspectiva, la IA operó como agente semántico, no como agente prescriptor. Este matiz es crucial éticamente. En dominios sensibles como nutrición y ejercicio físico, el modelo debe ser asistente, no autoridad. La aceptación positiva del sistema por parte de los usuarios confirma que la herramienta no fue percibida como sustituto del entrenador, sino como instrumento facilitador.

Otro aspecto relevante es que los resultados evidencian que la mayor cantidad de consultas se concentró en la interpretación operativa de las rutinas y no en la parte nutricional. Esto sugiere que el límite cognitivo del usuario se encuentra principalmente en la ejecución técnica, lo cual tiene sentido si se considera que el entrenamiento físico es una actividad de secuencia dinámica. Las instrucciones alimenticias, en cambio, tienden a ser más estables y menos volátiles. Esta concentración de consultas indica que el chatbot es más crítico en los micro-momentos de decisión “durante” el entrenamiento, más que en momentos posteriores “fuera” del gimnasio. La IA, entonces, adquiere un rol de acompañante en tiempo real, en lugar de un asistente exclusivamente informativo.

Asimismo, la apropiación natural del chatbot sugirió que los usuarios perciben la herramienta como una extensión natural de su proceso de entrenamiento. Este aspecto es significativo porque confirma que la incorporación de IA no genera resistencia tecnológica. La literatura señala que la resistencia surge cuando la herramienta sustituye funciones humanas esenciales. Aquí ocurrió lo contrario: el chatbot no reemplazó al entrenador; lo empoderó. El entrenador pasó de ser “distribuidor” de instrucciones a ser “autor” de conocimiento dentro del sistema. En ese sentido, el modelo genera una transición epistemológica interesante: el conocimiento deja de ser “oral / de experto” y pasa a ser “sistema / institucionalizado”.

También debe subrayarse que el diseño de esta implementación no buscó establecer inferencias estadísticas poblacionales. Se trata de una validación funcional y contextual aplicada a un gimnasio específico. Sin embargo, el nivel de consistencia de los resultados permite inferir la existencia de patrones replicables en escenarios similares. La escalabilidad técnica es alta porque la arquitectura utilizada no depende de infraestructura local de cómputo intensivo. Similarmente, la escalabilidad operativa es factible porque la interacción conversacional es asíncrona respecto al entrenador. El verdadero reto no es técnico, sino cultural: que las instituciones de fitness asuman la IA como mecanismo normal de acompañamiento.

Finalmente, esta discusión permite plantear que la IA conversacional puede representar el siguiente escalón evolutivo del software fitness. A diferencia de aplicaciones de registro y monitoreo, los chatbot LLM permiten “conectar” el conocimiento del entrenador con la acción inmediata del usuario. Se abre así el potencial para integrar análisis multimodal más adelante (imagen para corrección de técnica, por ejemplo), lo que sugiere que este estudio es un punto de transición hacia una línea evolutiva mayor.

En síntesis, los resultados no solo confirman la pertinencia de la integración de IA en gimnasios, sino que aportan un modelo replicable de implementación. El chatbot no resolvió el fitness; resolvió el problema de *fricción cognitiva*, lo cual, en dominios donde la adherencia es crítica, puede ser incluso más valioso que el cálculo perfecto de la carga de entrenamiento. Dado el tamaño de muestra, el tipo de muestreo y el contexto

único de aplicación, los resultados deben interpretarse como evidencia contextual y exploratoria, válida para escenarios operativamente similares, mas no como inferencias generalizables.

En conclusión, el aporte científico del presente trabajo reside en:

- i. la validación empírica de IA generativa como agente semántico no prescriptor en fitness;
- ii. la definición de una arquitectura desacoplada MVVM + API LLM replicable;
- iii. la evidencia contextual en un entorno latinoamericano real, escasamente documentado.

Conclusiones

El estudio demostró que integrar un chatbot con inteligencia artificial generativa en la gestión de rutinas y planes alimenticios en un gimnasio es viable, útil y funcional. La herramienta no solo facilita la consulta de información, sino que mejora la autonomía del usuario, reduce la incertidumbre durante el entrenamiento y actúa como apoyo cognitivo en tiempo real.

El chatbot no reemplaza al entrenador; lo potencia. Convierte el conocimiento experto –antes oral y dependiente de la presencia física– en información accesible y estructurada. Por tanto, la IA se vuelve parte del servicio, no un complemento aislado.

La principal barrera para su adopción no es técnica sino cultural: la infraestructura para implementarlo ya existe, pero falta confianza institucional para incorporar IA como soporte cotidiano en gimnasios. Además, el sistema mostró beneficios en gestión del conocimiento interno.

Entre las limitaciones están el tamaño reducido de muestra (25 usuarios), la aplicación en un solo gimnasio y el hecho de que el chatbot no procesó voz ni imagen. Futuras investigaciones deberían incorporar análisis multimodal y replicar el modelo en más centros. Otra limitación del estudio es la ausencia de validación cualitativa por profesionales del área fitness, lo cual se plantea como fase siguiente para evaluar calidad técnica del contenido generado.

En conclusión, la IA conversacional representa una transición hacia servicios fitness más inteligentes, escalables y centrados en el usuario. El sistema propuesto no sustituye la asesoría de profesionales médicos ni entrenadores certificados, y su uso debe entenderse como herramienta de apoyo informativo.

Agradecimientos

Los Autores agradecen a Escuela de “Hábitat, Infraestructura y Creatividad” y a la “Dirección de Investigación” de la “Pontificia Universidad Católica del Ecuador - Sede Ambato” por el apoyo brindado para la realización de esta investigación.

Declaración de conflicto de intereses

Los autores no han declarado ningún posible conflicto de intereses en relación con esta investigación, la autoría y/o la publicación de este artículo.

Contribución de los autores

Los autores declaran sus contribuciones en la siguiente matriz:

	Angel Aldáz- Salazar	Darío Robayo -Jácome	Edison Meneses- Torres	Liliana Mena- Hernández
Conceptualización				
Análisis formal				
Investigación				
Metodología				
Recursos				
Validación				
Redacción - revisión y edición				

Referencias

- [1] F. Filgueiras, "Inteligencia Artificial en la administración pública: ambigüedad y elección de sistemas de IA y desafíos de gobernanza digital," *Reforma y Democracia*, no. 79, Jan. 2021, doi: 10.69733/clad.ryd.n79.a221.
- [2] M. Foosherian, H. Purwins, P. Rathnayake, T. Alam, R. Teimao, and K.-D. Thoben, "Enhancing Pipeline-Based Conversational Agents with Large Language Models," 2023, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2309.03748.
- [3] A. Koubaa, W. Boulila, L. Ghouti, A. Alzahem, and S. Latif, "Exploring ChatGPT Capabilities and Limitations: A Survey," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 118698–118721, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3326474.
- [4] S. Navarro Calero, "Desarrollo de una aplicación móvil multiplataforma para la digitalización y optimización de la gestión de inscripciones y rutinas en el gimnasio Gym Pro," Tesis de Grado, San Francisco de Quito, Quito, 2024. [Online]. Available: <http://repositorio.usfq.edu.ec/handle/23000/14394>
- [5] D. Guamán Guamá, "Sistema de Gestión de Rutinas y Dietas para Gimnasios y Centros de Entrenamiento," Tesis de Grado, Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, 2021. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/22810>
- [6] J. Shi, "A Survey of Artificial Intelligence: Latest Advances, Challenges, and Future Directions," 2025, *SSRN*. doi: 10.2139/ssrn.4907293.
- [7] D. Shin, G. Hsieh, and Y.-H. Kim, "PlanFitting: Personalized Exercise Planning with Large Language Model-driven Conversational Agent," 2023, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2309.12555.
- [8] J. F. Pabon, H. Recalde, M. Á. Aizaga, and R. M. Toasa, "Revisión de literatura sobre impacto de la inteligencia artificial y su aplicación en el Ecuador," vol. 55, no. 1, pp. 100–113, 2023.
- [9] R. Pérez-Campdesuñer, A. Sánchez-Rodríguez, G. García-Vidal, R. Martínez-Vivar, and M. De Miguel-Guzmán, "Artificial Intelligence in Ecuadorian SMEs:

- Drivers and Obstacles to Adoption,” *Information*, vol. 16, no. 6, p. 443, May 2025, doi: 10.3390/info16060443.
- [10] X. Barragán-Martínez, “Situación de la Inteligencia Artificial en el Ecuador en relación con los países líderes de la región del Cono Sur,” *Fi*, vol. 16, no. 2, pp. 23–38, July 2023, doi: 10.29166/revfig.v16i2.4498.
- [11] M. A. K. Raiaan *et al.*, “A Review on Large Language Models: Architectures, Applications, Taxonomies, Open Issues and Challenges,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 26839–26874, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3365742.
- [12] S. Zhang *et al.*, “Empowering Agile-Based Generative Software Development through Human-AI Teamwork,” 2024, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2407.15568.
- [13] Z. Zhang *et al.*, “AI and Agile Software Development: A Research Roadmap from the XP2025 Workshop,” 2025, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2508.20563.
- [14] G. Caldarini, S. Jaf, and K. McGarry, “A Literature Survey of Recent Advances in Chatbots,” *Information*, vol. 13, no. 1, p. 41, Jan. 2022, doi: 10.3390/info13010041.
- [15] A. Vaswani *et al.*, “Attention Is All You Need,” 2017, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.1706.03762.
- [16] R. Bommasani *et al.*, “On the Opportunities and Risks of Foundation Models,” 2021, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2108.07258.
- [17] R. Islam and O. M. Moushi, “GPT-4o: The Cutting-Edge Advancement in Multimodal LLM,” July 01, 2024, *Preprints*. doi: 10.36227/techrxiv.171986596.65533294/v1.
- [18] A. R. Rahmanti *et al.*, “SlimMe, a Chatbot With Artificial Empathy for Personal Weight Management: System Design and Finding,” *Front. Nutr.*, vol. 9, p. 870775, June 2022, doi: 10.3389/fnut.2022.870775.
- [19] M. M. Afsar, T. Crump, and B. Far, “Reinforcement learning based recommender systems: A survey,” 2021, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2101.06286.
- [20] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement learning: an introduction*, Second edition. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2020.
- [21] D. E. Montenegro Montenegro, J. F. Saá Montalvo, L. R. Yance Tutiven, and P. Jerez Villacrés, “Chatbots como herramientas de retroalimentación inmediata para estudiantes en entornos virtuales,” *TRJ*, vol. 4, no. 1, June 2025, doi: 10.55204/trj.v4i1.e79.
- [22] R. Pressman, *Ingeniería de Software*, Novena. McGraw Hill, 2024.
- [23] O. D. Casazola Cruz, G. Alfaro Mariño, J. Burgos Tejada, and O. A. Ramos More, “La usabilidad percibida de los chatbots sobre la atención al cliente en las organizaciones: una revisión de la literatura,” *Interfases*, no. 014, pp. 184–204, Dec. 2021, doi: 10.26439/interfases2021.n014.5401.
- [24] A. R. G. Mufti and I. C. Sari, “How Can Knowledge Management Impact Organizational Performance? A Systematic Literature Review,” in *2021 International Conference on Computer Science and Engineering (IC2SE)*, Padang, Indonesia: IEEE, Nov. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/IC2SE52832.2021.9792133.
- [25] P. Arias Cabezas, “Desarrollo de una Aplicación Móvil para la Gestión Personalizada de Hábitos,” Tesis de Grado, Universidad Politécnica de Madrid,

- Madrid, 2025. [Online]. Available:
https://oa.upm.es/90079/1/TFG_PAULA_ARIAS_CABEZAS.pdf
- [26] S. Roca, J. Sancho, J. García, and Á. Alesanco, "Microservice chatbot architecture for chronic patient support," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 102, p. 103305, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.jbi.2019.103305.