Integration of a Generative AI-Based Nutritional Chatbot into a Mobile Application for University Students

Abstract– *This study presents SnorxFit, a mobile application that integrates a generative AI-based nutritional chatbot to provide context-aware educational guidance based on selected user profile information and conversational context. The solution was assessed through an applied technological study and a preliminary quasi-experimental evaluation. Its architecture combines React Native, Firebase Authentication, Cloud Firestore, and the Gemini API. Technical testing involved ten users, while the pretest–posttest analysis included 25 complete records collected over four weeks: 18 from the SnorxFit group and 7 from the control group. We analyzed nutritional knowledge, eating habits, and ultra-processed food consumption using baseline-adjusted linear models with HC3 robust standard errors. The SnorxFit group showed favorable adjusted differences in knowledge ($\beta = 3.82$; 95% CI: 3.01–4.63), eating habits ($\beta = 6.49$; 95% CI: 4.93–8.04), and ultra-processed food consumption ($\beta = -3.86$; 95% CI: -4.74 to -2.99), with $p < 0.001$ in all models. The prototype achieved a mean response time of 1.42 ± 0.31 s, 98.6% successful authentications, 1.7% API failures, 100% data synchronization, and 99.4% availability. The observed technical metrics support preliminary feasibility under the tested pilot conditions and provide encouraging evidence of the proposal's educational potential. SnorxFit is an educational and self-monitoring support tool; it does not diagnose disease, prescribe therapeutic diets, or replace individualized assessment by a qualified nutrition or health professional.*

Keywords- *nutritional chatbot, generative artificial intelligence, mobile health, personalized nutrition, university students.*

Integración de un chatbot nutricional basado en inteligencia artificial generativa en una aplicación móvil para estudiantes universitarios

Guerhalt Randall Torres Arenas[1]; Anthony Joseph Rivera Cutipa[2]; Ángel Felipe Montesinos Murillo[3]; José Sulla-Torres[4]

Universidad Católica de Santa María, Arequipa, Perú, [1,2]*{guerhalt.torres, anthony.rivera}@estudiante.ucsm.edu.pe,* [3,4]*{amontesinos, jsullato}@ucsm.edu.pe*

***Resumen*—** Este estudio presenta SnorxFit, una aplicación móvil que integra un chatbot nutricional basado en inteligencia artificial generativa para ofrecer orientación educativa contextualizada a partir de información seleccionada del perfil y del contexto conversacional. La propuesta se evaluó mediante un estudio aplicado y tecnológico, con un diseño cuasiexperimental preliminar. La arquitectura combina React Native, Firebase Authentication, Cloud Firestore y la API de Gemini. La evaluación técnica incluyó a 10 usuarios, mientras que el análisis pretest–postest consideró 25 registros completos obtenidos durante cuatro semanas: 18 del grupo SnorxFit y 7 del grupo de control. Los puntajes de conocimiento nutricional, los hábitos alimentarios y el consumo de ultraprocesados se analizaron mediante modelos lineales ajustados al valor basal, con errores estándar robustos de HC3. El grupo SnorxFit presentó diferencias ajustadas favorables en conocimiento (β = 3,82; IC 95 %: 3,01–4,63), hábitos alimentarios (β = 6,49; IC 95 %: 4,93–8,04) y consumo de ultraprocesados (β = -3,86; IC 95 %: -4,74 a -2,99), con $p < 0,001$ en los tres modelos. El prototipo alcanzó un tiempo medio de respuesta de 1,42 ± 0,31 s, 98,6 % de autenticaciones exitosas, 1,7 % de fallos de la API, 100 % de sincronización y 99,4 % de disponibilidad. En conjunto, las métricas observadas respaldan la viabilidad preliminar del prototipo en las condiciones evaluadas y aportan evidencia alentadora sobre su potencial educativo. SnorxFit se presenta como una herramienta de educación y automonitoreo nutricional; no realiza diagnósticos ni prescribe dietas terapéuticas, ni sustituye la valoración individual de un profesional de la nutrición.

***Palabras clave*—** chatbot nutricional, inteligencia artificial generativa, salud móvil, nutrición personalizada, estudiantes universitarios.

I. Introducción

La vida universitaria suele modificar los horarios, la autonomía en la elección de alimentos y la exposición al estrés académico. En el Perú, la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar 2024 confirma que el exceso de peso sigue siendo un problema relevante de salud pública en personas de 15 años o más [1]. Entre estudiantes universitarios peruanos se han descrito patrones heterogéneos de alimentación y actividad física, así como asociaciones entre hábitos alimentarios inadecuados y un mayor índice de masa corporal [2], [3]. La calidad de la dieta también se relaciona con el desempeño académico: revisiones y estudios observacionales han identificado asociaciones pequeñas pero consistentes entre una dieta de mayor calidad y mejores resultados académicos [4], [5].

La nutrición personalizada adapta las recomendaciones a las características, preferencias y objetivos de cada persona [6]. La variabilidad individual observada en las respuestas glucémicas ante comidas similares refuerza el interés en estrategias que consideren el perfil del usuario [7]. En el contexto universitario, este enfoque requiere herramientas accesibles, culturalmente pertinentes y capaces de acompañar las decisiones cotidianas. Las aplicaciones móviles y los agentes conversacionales ofrecen una vía práctica para brindar retroalimentación inmediata, registrar hábitos y mantener una interacción continua. Las revisiones disponibles muestran un crecimiento sostenido de estas soluciones y resultados prometedores, aunque con diferencias importantes entre los diseños y las métricas de evaluación [8], [9], [10].

Los modelos de lenguaje de propósito general han ampliado la capacidad de los chatbots para interpretar preguntas abiertas y generar respuestas contextualizadas. En nutrición, esta flexibilidad permite adaptar el diálogo al perfil y a las preferencias del usuario; al mismo tiempo, exige mecanismos que garanticen la consistencia y la seguridad de las recomendaciones. Estudios recientes con ChatGPT, Gemini y otros modelos muestran un desempeño variable en cuanto a la calidad dietética, el ajuste calórico y el asesoramiento sobre condiciones clínicas [11], [12], [13]. Por ello, la integración de la inteligencia artificial generativa en salud debe ir acompañada de contenido verificable, de reglas de seguridad y de una comunicación clara de su función educativa, en línea con las orientaciones de la Organización Mundial de la Salud [14].

En este contexto se desarrolló SnorxFit, una aplicación móvil para estudiantes universitarios de Arequipa que integra la configuración de perfil, el registro de alimentos, la visualización del progreso y un chatbot conectado a la API de Gemini. El artículo describe la arquitectura del prototipo, examina su desempeño técnico y analiza los cambios observados en el conocimiento nutricional, los hábitos alimentarios y el consumo de ultraprocesados. Su contribución radica en reunir, en una solución localizada, la interacción conversacional, el seguimiento personal y la evaluación cuantitativa de los resultados.

II. Trabajos Relacionados

A. Agentes conversacionales para promoción de hábitos saludables

Los agentes conversacionales en salud incluyen sistemas basados en reglas, arquitecturas de recuperación de información y modelos generativos. Laranjo et al. observaron que las primeras aplicaciones se centraron principalmente en la educación y el autocuidado [8]. Revisiones posteriores encontraron mejoras en determinados resultados de salud y de comportamiento, con mayor consistencia en la actividad física que en la alimentación o en el peso corporal [9],[10]. Un metaanálisis más reciente informó de efectos pequeños a moderados en conductas de estilo de vida, lo que confirma el potencial de los chatbots como herramientas de acompañamiento digital [15].

En este tipo de intervenciones, la utilidad no depende únicamente de la capacidad de responder preguntas. La retroalimentación inmediata, el establecimiento de metas, el automonitoreo y los recordatorios pueden favorecer la continuidad del usuario. En estudiantes y adolescentes también influyen el tono conversacional, la privacidad, la personalización y la participación del público objetivo en el diseño. Han et al. destacan que el codiseño con usuarios jóvenes puede mejorar la aceptación y la pertinencia de las intervenciones de nutrición y actividad física [16].

B. Aplicaciones móviles para educación y autorregulación nutricional

Las intervenciones móviles permiten registrar los alimentos, visualizar el progreso y ofrecer orientación en el momento en que se toman las decisiones. La revisión y el metaanálisis de Villinger et al., que incluyeron 41 estudios y 6348 participantes, hallaron efectos favorables en las conductas nutricionales y en algunos desenlaces de salud [17]. Estos resultados respaldan la combinación de registro, retroalimentación y metas incorporada en SnorxFit. La facilidad de uso, la claridad del contenido y la facilidad para completar tareas son, sin embargo, tan importantes como el número de funciones disponibles.

En la población universitaria, una aplicación resulta más útil cuando sus recomendaciones son comprensibles, viables y compatibles con el presupuesto, los horarios y los alimentos disponibles. SnorxFit incorpora esta perspectiva mediante un perfil individual y contenido contextualizado. Su alcance se centra en la educación y el acompañamiento nutricional, mientras que las consultas relacionadas con condiciones clínicas requieren orientación profesional.

C. Nutrición personalizada y sistemas de recomendación

Los sistemas de recomendación pueden combinar reglas de conocimiento, filtrado basado en el contenido, aprendizaje de preferencias y enfoques híbridos [18]. En nutrición, la personalización debe equilibrar los requerimientos energéticos, las restricciones, las preferencias, la disponibilidad de alimentos y los objetivos del usuario. Los componentes basados en reglas aportan trazabilidad, mientras que los modelos generativos ofrecen una interacción más flexible. Papastratis et al. propusieron una arquitectura híbrida que combina un modelo generativo, restricciones nutricionales y ChatGPT, demostrando que el componente generativo puede utilizarse como interfaz conversacional, mientras que los cálculos y las restricciones nutricionales permanecen en componentes verificables [19].

SnorxFit aplica una personalización basada en los datos del perfil y en el contexto de la conversación. Esta estrategia permite organizar la información y presentar recomendaciones acordes con las preferencias del estudiante, sin convertir el prototipo en un sistema de prescripción dietética clínica.

D. Evaluación de modelos generativos para asesoramiento nutricional

El desempeño de los grandes modelos de lenguaje varía según el tipo de consulta y el nivel de especialización requerido. Kirk et al. compararon las respuestas de ChatGPT con las de dietistas y encontraron una buena comprensibilidad, aunque con diferencias en la precisión científica y la utilidad práctica [20]. En estudiantes universitarios, Liao et al. observaron respuestas legibles y potencialmente útiles, aunque con variaciones en la completitud y en la alfabetización nutricional [21]. Estos resultados sugieren que la calidad de un chatbot debe valorarse no solo por la fluidez de sus respuestas, sino también por su claridad, pertinencia y capacidad para orientar acciones realistas.

En la generación de menús, Hieronimus et al. comprobaron que ChatGPT y Bard podían producir planes plausibles, aunque el cumplimiento simultáneo de los objetivos de energía, macronutrientes y micronutrientes variaba según el patrón dietético y el formato de la consulta [22]. Otros estudios también han identificado diferencias en la concordancia con las guías, en la precisión calórica y en las recomendaciones para condiciones específicas [11], [12], [13]. En personas alérgicas, Niszczota y Rybicka destacaron la importancia de aplicar controles adicionales antes de emitir una recomendación de seguridad [23].

E. Trazabilidad, recuperación de conocimiento y supervisión humana

Una forma de fortalecer la consistencia de las respuestas es vincular la generación lingüística con fuentes nutricionales verificadas. La generación aumentada por recuperación (retrieval-augmented generation, RAG) combina un modelo generativo con documentos recuperados durante la consulta y permite conservar la procedencia de la información [24]. En una aplicación nutricional, este enfoque puede facilitar la actualización de las guías, la contextualización local y la trazabilidad de las recomendaciones. Su desempeño depende de la calidad del corpus y de cómo el modelo utiliza la evidencia recuperada.

Las guías DECIDE-AI y CONSORT-AI aportan elementos útiles para documentar sistemas basados en inteligencia artificial, como la versión del modelo, los datos de entrada, la interacción humano–IA y los cambios realizados durante el

estudio [25], [26]. En este trabajo, estos documentos se emplearon únicamente como referencias complementarias de transparencia para el componente de IA. Dado el carácter cuasiexperimental y no aleatorizado de la evaluación, la presentación de los participantes y del diseño se alineará, además, con los principios TREND [27] para evaluaciones no aleatorizadas de intervenciones conductuales y de salud pública.

F. Contribución de SnorxFit frente al estado del arte

SnorxFit se sitúa en la intersección de tres líneas de trabajo: aplicaciones móviles de autorregulación, chatbots de promoción de hábitos saludables y modelos generativos para la orientación nutricional. Su aporte diferencial consiste en integrar estas capacidades en un prototipo dirigido a estudiantes universitarios de Arequipa, con contenido cercano al contexto local y una evaluación que combina métricas técnicas con resultados de pretest–postest. Esta integración ofrece una base sólida para continuar desarrollando soluciones de salud digital culturalmente pertinentes en entornos universitarios latinoamericanos.

III. Materiales y Métodos

A. Diseño, procedencia de datos y participantes

Se realizó un estudio aplicado y tecnológico con dos componentes de evaluación. El primero fue una prueba técnica piloto con diez usuarios, orientada a evaluar el funcionamiento del prototipo. El segundo consistió en una evaluación cuasiexperimental de cuatro semanas con mediciones pretest y postest. La población objetivo estuvo conformada por estudiantes de quinto año de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Católica de Santa María, Arequipa, de 18 a 25 años de edad. La selección se realizó mediante muestreo intencional no probabilístico y la asignación a los grupos no fue aleatoria. El estudio original reportó 35 participantes; para el análisis estadístico se dispuso de 25 registros individuales completos de pretest y postest, correspondientes a 18 participantes del grupo SnorxFit y 7 del grupo de control.

En la Tabla I se muestran el diseño y las fuentes de información.

TABLA I

Diseño y Fuentes de Información

Componente	Descripción
Prototipo	Aplicación móvil SnorxFit con chatbot nutricional
Tecnologías	React Native, Firebase Authentication, Cloud Firestore y Gemini API
Evaluación técnica	Piloto reportado con n=10; métricas agregadas
Evaluación conductual	Pretest-postest, cuatro semanas, n=25
Grupos	SnorxFit n=18; control n=7
Desenlaces	Conocimiento, hábitos y consumo de ultraprocesados

B. Arquitectura e implementación

El prototipo se implementó en React Native para la interfaz móvil, lo que permitió reutilizar código entre plataformas [28]. Firebase Authentication gestiona la identidad y las sesiones, mientras que Cloud Firestore almacena perfiles, registros alimentarios e historial de interacciones [29]. El módulo conversacional envía consultas contextualizadas a la API de Gemini mediante una capa de integración que centraliza las solicitudes y las instrucciones de respuesta [30]. Durante el periodo de evaluación se utilizó Gemini 2.0 Flash como modelo generativo. El contexto enviado al modelo combinó la consulta del estudiante con campos seleccionados de su perfil y con información del conjunto nutricional local. La arquitectura se organizó en módulos de perfil, registro de alimentos, progreso y chatbot. Esta descripción refleja los componentes observables del prototipo mostrado en la Fig. 1.

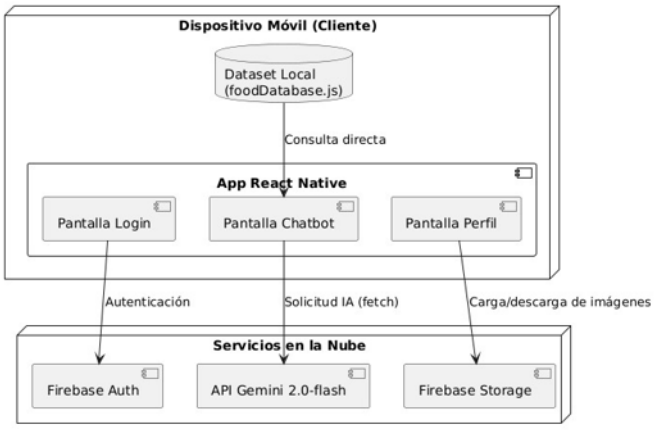


Fig. 1. Arquitectura lógica y controles recomendados para el prototipo SnorxFit.

El perfil incluye la edad, el peso, la talla, el nivel de actividad, las preferencias y las restricciones alimentarias. A partir de estos datos, el chatbot contextualiza la consulta y consulta un conjunto local estructurado de información nutricional utilizado como apoyo para la generación de respuestas. En esta versión del prototipo no se implementó una arquitectura RAG basada en embeddings ni en recuperación vectorial.

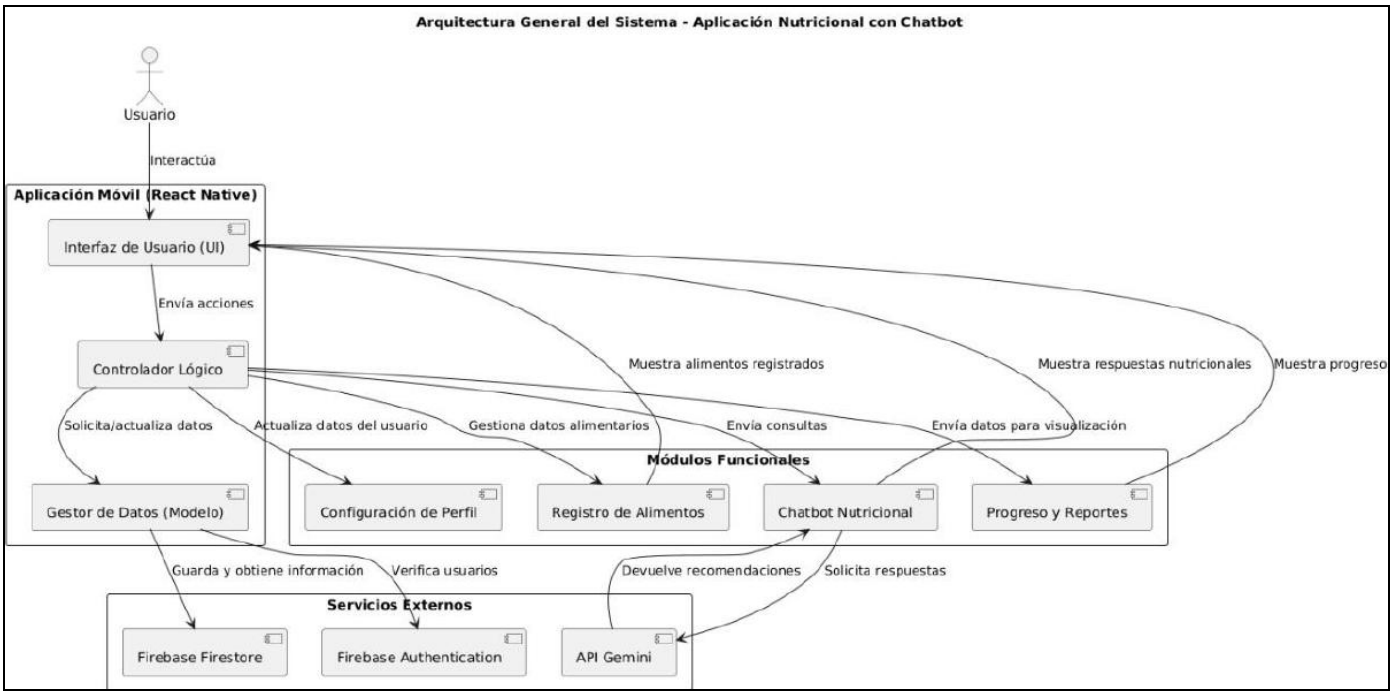


Fig. 2. Diagrama de componentes y casos de uso de la arquitectura del sistema "Aplicación Nutricional con Chatbot"

La Fig. 3 muestra la configuración inicial del perfil y el cálculo del índice de masa corporal.

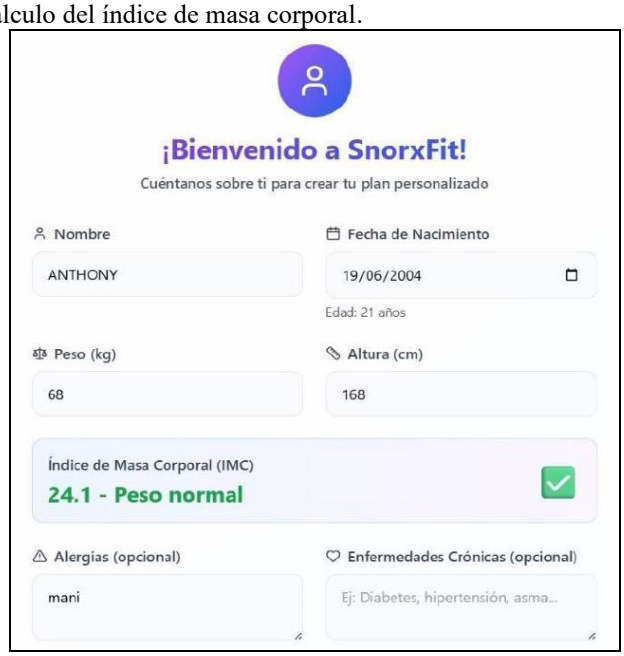


Fig. 3. Interfaz de configuración del perfil y cálculo del índice de masa corporal.

La Fig. 4 muestra ejemplos de consultas disponibles en el asistente nutricional.

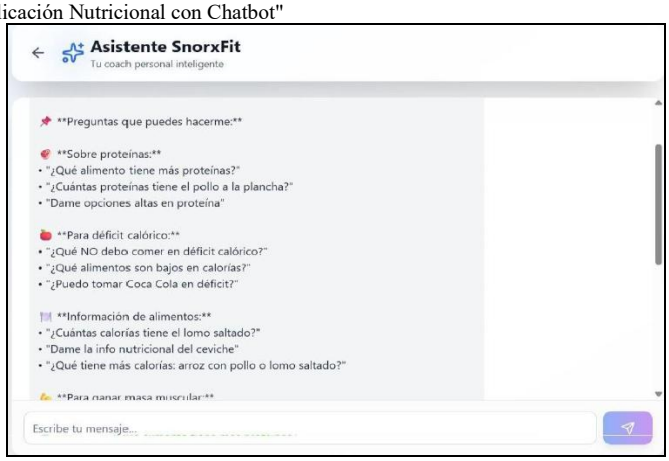


Fig. 4. Interfaz de consultas del Asistente SnorxFit (Chatbot Nutricional).

La Fig. 5 presenta el panel principal y el resumen de progreso del estudiante.

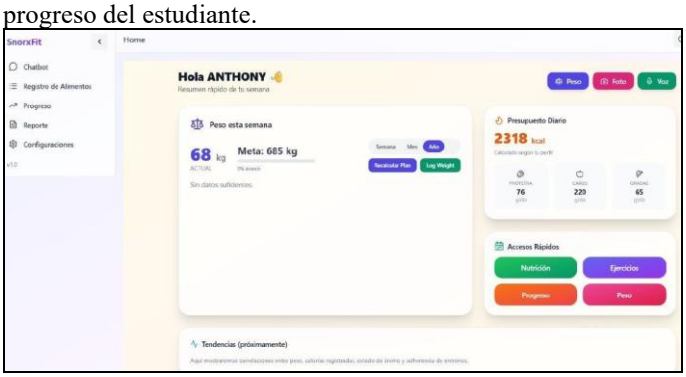


Fig. 5. Panel principal y resumen de progreso del estudiante.

C. Variables y procedimiento

La evaluación conductual consideró tres puntajes derivados de los instrumentos empleados en el estudio: conocimiento nutricional, hábitos alimentarios y consumo de alimentos ultraprocesados. En cuanto a conocimiento nutricional y hábitos alimentarios, una puntuación mayor representó una condición más favorable; en cuanto al consumo de ultraprocesados, una puntuación menor indicó un patrón más favorable. Los análisis se realizaron utilizando los puntajes individuales consignados en la matriz original de pretest y postest.

Los instrumentos fueron administrados mediante cuestionarios estructurados; no obstante, la documentación disponible para el presente análisis no incluye el detalle de los ítems ni los rangos teóricos de puntuación, por lo que los resultados se interpretan en términos de cambios de las escalas empleadas.

La Fig. 6 resume el proceso de depuración y reanálisis de los registros pretest–postest.

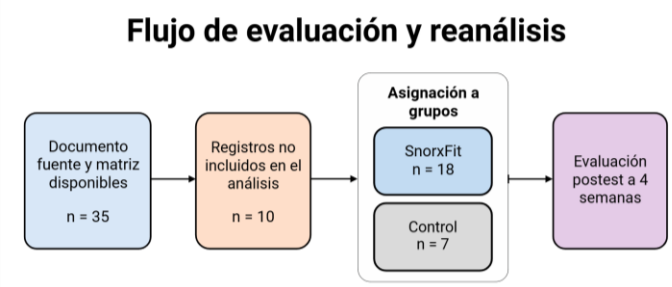


Fig. 6. Flujo de depuración y reanálisis de los registros pretest–postest.

D. Métricas técnicas

Las métricas técnicas se obtuvieron mediante el monitoreo directo durante la ejecución del prototipo. Se registraron el tiempo de respuesta del chatbot, las autenticaciones, las solicitudes a la API, las operaciones de sincronización con Firestore, el consumo de CPU y de memoria, y la disponibilidad del backend. Para cada indicador se utilizaron los registros generados durante el periodo de prueba.

E. Análisis estadístico

El análisis utilizó los registros individuales de pretest y postest consignados en la matriz de recolección de datos del estudio. Estos valores fueron reorganizados, depurados y anonimizados para el análisis estadístico; no se reconstruyeron observaciones a partir de medias ni de estadísticas agregadas. Para cada variable se calcularon la media, la desviación estándar y el cambio individual. La diferencia entre grupos se estimó mediante un modelo lineal del puntaje postest que incluyó el grupo y el valor basal. Debido al tamaño muestral reducido y a la heterogeneidad potencial, se emplearon errores estándar robustos HC3, recomendados para reducir el sesgo de la varianza en muestras finitas [31]. Se reportaron coeficientes ajustados, intervalos de confianza del 95 %, valores p bilaterales y R^2. El análisis principal se basó en el modelo ajustado por el valor basal.

IV. Resultados

A. Resultados funcionales y técnicos

El prototipo permitió registrar y autenticar usuarios, almacenar perfiles, sincronizar datos con Firestore, registrar alimentos, visualizar el progreso y consultar al chatbot. El tiempo medio de respuesta fue de 1,42 s, con una desviación estándar de 0,31 s. La autenticación exitosa alcanzó el 98,6 %, la tasa de fallos de la API fue del 1,7 %, la sincronización de datos alcanzó el 100 % y la disponibilidad del backend fue del 99,4 %. El consumo promedio fue de 34 % de CPU y 218 MB de memoria. En conjunto, estas métricas muestran un funcionamiento estable y una interacción ágil en el entorno piloto.

La Tabla II presenta las métricas técnicas reportadas.

TABLA II

Métricas Técnicas Reportadas

Métrica	Resultado
Tiempo de respuesta	1,42 ± 0,31 s
Autenticaciones exitosas	98,6 %
Fallos de solicitudes API	1,7 %
Sincronización Firestore	100 %
Consumo promedio de CPU	34 %
Consumo promedio de RAM	218 MB
Disponibilidad del backend	99,4 %

B. Cambios pretest–postest

La Tabla III resume los puntajes. El grupo SnorxFit aumentó el conocimiento nutricional en 4,57 ± 1,19 puntos y los hábitos alimentarios en 7,52 ± 1,89 puntos; además, el puntaje de consumo de ultraprocesados disminuyó en 3,49 ± 1,16 puntos. En el control, los cambios fueron de 0,81 ± 0,64, 0,59 ± 0,92 y +0,39 ± 0,83 puntos, respectivamente. Los promedios basales fueron similares en cuanto a conocimiento nutricional y consumo de ultraprocesados; en cambio, el grupo de control presentó un puntaje basal de hábitos alimentarios más alto, lo que justificó el ajuste por el valor inicial.

TABLA III

Puntajes Pretest, Postest y Cambio

Variable	Grupo	Pre	Post	Cambio
Conocimiento	SnorxFit	10,81 ± 2,83	15,38 ± 2,92	+4,57 ± 1,19
	Control	9,73 ± 3,02	10,54 ± 2,87	+0,81 ± 0,64
Hábitos	SnorxFit	11,96 ± 4,34	19,47 ± 4,11	+7,52 ± 1,89
	Control	15,99 ± 3,60	16,57 ± 3,85	+0,59 ± 0,92
Ultraprocesados	SnorxFit	9,63 ± 2,80	6,14 ± 2,91	-3,49 ± 1,16
	Control	9,36 ± 1,52	9,74 ± 1,45	+0,39 ± 0,83

Nota: Media ± desviación estándar. El cambio se calculó de forma uniforme como Post − Pre. Los valores positivos representan mejoras en el conocimiento y en los hábitos alimentarios, mientras que, en el consumo de ultraprocesados, una variación negativa indica una reducción favorable.

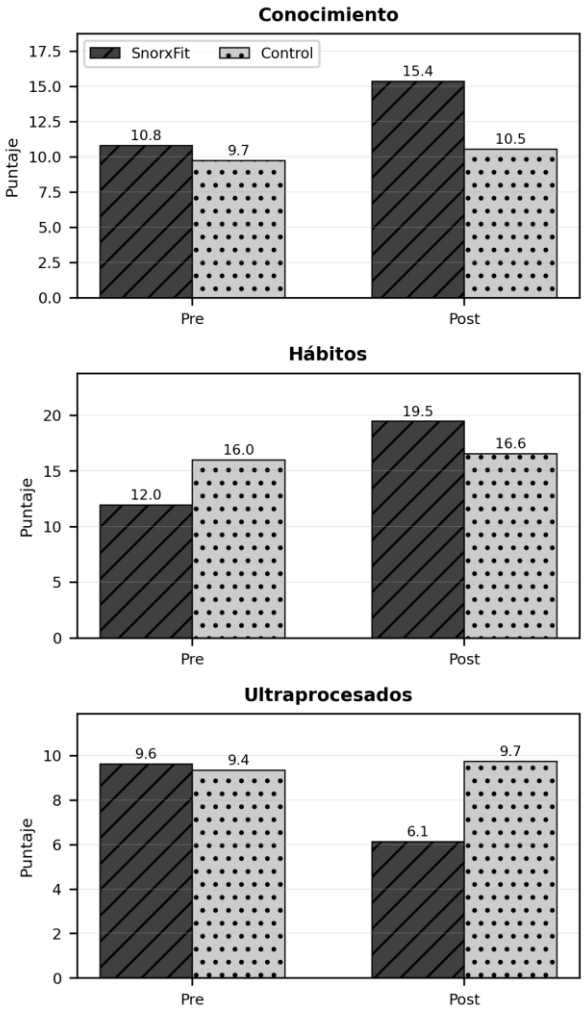


Fig. 7. Medias de pretest y postest por grupo para los tres desenlaces.

C. Modelos ajustados

Después de ajustar por el puntaje basal, el grupo SnorxFit presentó 3,82 puntos adicionales de conocimiento y 6,49 puntos adicionales de hábitos saludables. En el grupo de ultraprocesados, el coeficiente ajustado fue de −3,86, lo que indica un puntaje postest inferior en el grupo SnorxFit. Los intervalos de confianza no incluyeron el cero y los tres modelos presentaron valores de $p < 0{,}001$.

La Tabla IV presenta el efecto ajustado del grupo SnorxFit.

TABLA IV
EFECTO AJUSTADO DEL GRUPO SNORXFIT

Desenlace	β ajustado	IC 95%	P	R^2
Conocimiento	+3,82	3,01 a 4,63	<0,001	0,917
Hábitos	+6,49	4,93 a 8,04	<0,001	0,854
Ultraprocesados	-3,86	-4,74 a -2,99	<0,001	0,881

V. DISCUSIÓN

A. Interpretación de los hallazgos

Los resultados muestran una separación consistente entre los cambios del grupo SnorxFit y los del grupo de control. El grupo que utilizó SnorxFit mostró cambios de mayor magnitud que el grupo de control tras el ajuste por el puntaje basal. La combinación de chatbot, registro de alimentos y visualización del progreso constituye un mecanismo plausible para apoyar el conocimiento y la autorregulación; sin embargo, dada la asignación no aleatoria, esta asociación no se interpreta como evidencia causal definitiva. Esta interpretación coincide con la literatura que reconoce a los agentes conversacionales como herramientas prometedoras para apoyar conductas saludables [9], [10]. En el caso de SnorxFit, la combinación de interacción inmediata y seguimiento personalizado parece especialmente pertinente para estudiantes que requieren orientación breve y accesible en su rutina académica.

Aunque los coeficientes ajustados muestran una separación marcada entre los grupos, deben interpretarse en el contexto de una muestra reducida y desequilibrada. El uso de errores robustos HC3 mejora la estimación de la varianza en muestras finitas, pero no elimina la incertidumbre asociada al diseño no aleatorio. Por ello, los resultados se consideran evidencia exploratoria que deberá confirmarse en una muestra más amplia.

La arquitectura elegida resultó adecuada para un prototipo universitario. React Native facilitó el desarrollo multiplataforma, Firebase simplificó la autenticación y la persistencia de datos, y Gemini permitió una interacción abierta con el usuario. La sincronización del 100 % y la disponibilidad del 99,4 % proporcionan una línea de base favorable para continuar con pruebas de mayor escala. En una etapa posterior, los percentiles de latencia, la carga sostenida y la recuperación ante fallos permitirán caracterizar el desempeño en escenarios con un mayor número de usuarios.

B. Potencial de la IA generativa y seguridad nutricional

La inteligencia artificial generativa aporta a SnorxFit una interacción flexible, capaz de adaptar el lenguaje y el nivel de detalle a la consulta del estudiante. Este componente amplía el valor educativo del prototipo, especialmente al combinarse con la información del perfil y el contenido nutricional contextualizado. Para consolidar esta capacidad, la evaluación de las respuestas puede incorporar un banco de casos y criterios de corrección, claridad, pertinencia y seguridad, revisados por nutricionistas. La literatura reciente muestra que los modelos generativos pueden producir recomendaciones útiles, pero su desempeño mejora cuando se dispone de reglas y fuentes de apoyo para situaciones clínicas específicas [11], [12], [13].

Una evolución natural del prototipo consiste en incorporar controles escalonados para consultas de mayor riesgo. La aplicación puede reconocer menciones de alergias, embarazo, enfermedad renal, diabetes, trastornos alimentarios o síntomas agudos y, en esos casos, ofrecer información general y una recomendación de atención profesional. También puede vincular las respuestas a contenido nutricional verificado y mantener una auditoría periódica de los cambios de modelo y del prompt. Estas medidas fortalecen la propuesta sin limitar su utilidad como herramienta educativa [14].

La siguiente fase de validación incorporará un banco predefinido de consultas nutricionales, tanto generales como de mayor riesgo, evaluado por profesionales de la nutrición según criterios de exactitud, pertinencia, claridad, contextualización cultural y seguridad. Esta evaluación permitirá complementar las métricas de desempeño técnico con una valoración específica de la calidad de las respuestas generadas.

C. Limitaciones

La interpretación de los resultados debe considerar el tamaño de la muestra, el desequilibrio entre los grupos, la asignación no aleatoria y el seguimiento de cuatro semanas. Además, el grupo de control inició con un puntaje de hábitos alimentarios más alto, por lo que se aplicó un ajuste por el valor basal. Estas condiciones sitúan los hallazgos en una fase preliminar y orientan el diseño de una evaluación posterior con una muestra más amplia y un seguimiento prolongado.

Aun con este alcance, el estudio aporta evidencia útil sobre el funcionamiento del prototipo y su potencial como herramienta de apoyo educativo y de automonitoreo nutricional. Los resultados obtenidos justifican continuar con la validación de SnorxFit y ampliar su evaluación en otros programas universitarios.

VI. CONCLUSIONES

SnorxFit integra de manera funcional una aplicación móvil, servicios de autenticación y de almacenamiento en la nube, y un chatbot nutricional basado en inteligencia artificial generativa. En los 25 registros analizados, el uso de la aplicación durante cuatro semanas se asoció con mejoras ajustadas en el conocimiento nutricional y en los hábitos alimentarios, así como con una reducción del consumo de ultraprocesados. Las métricas técnicas mostraron una interacción ágil, una alta sincronización y disponibilidad, lo que respalda la viabilidad preliminar del prototipo bajo las condiciones evaluadas.

La principal contribución de la propuesta es ofrecer una solución localizada que combina orientación conversacional, seguimiento nutricional y visualización del progreso para estudiantes universitarios de Arequipa. Los hallazgos constituyen una base sólida para ampliar la muestra, extender el periodo de seguimiento e incorporar la validación nutricional especializada. Con este desarrollo progresivo, SnorxFit tiene potencial para consolidarse como una herramienta de apoyo para programas de bienestar y de educación nutricional en instituciones de educación superior.

AGRADECIMIENTO

Se agradece a la Universidad Católica de Santa María y a la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas por su apoyo en el desarrollo de la investigación.

REFERENCIAS

[1] "Perú: Encuesta Demográfica y de Salud Familiar, Endes 2024." Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://www.gob.pe/institucion/inei/informes-publicaciones/6813623-peru-encuesta-demografica-y-de-salud-familiar-endes-2024

[2] G. A. Espinoza-Gutierrez, G. Yance-Cacñahuaray, and F. M. Runzer-Colmenares, "Hábitos alimentarios y estilo de vida de los estudiantes de medicina a inicios de la pandemia Covid-19: Eating habits and lifestyles of medical students at the beginning of the Covid-19 pandemic eating," *Revista de la Facultad de Medicina Humana*, vol. 22, no. 2, Mar. 2022, doi: 10.25176/rfmh.v22i2.4381.

[3] C. Aguilar-Ydiáquez, L. Campos-Flores, and J. J. Huamán-Saavedra, "Índice de masa corporal en estudiantes de medicina: Relación con estrés, hábitos alimenticios y actividad física: Body mass index in medicine students: Relationship with stress, eating habits and physical activity," *Revista de la Facultad de Medicina Humana*, vol. 22, no. 2, 2022, Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://revistas.urp.edu.pe/index.php/RFMH/article/download/4791/6334

[4] T. L. Burrows, M. C. Whatnall, A. J. Patterson, and M. J. Hutchesson, "Associations between Dietary Intake and Academic Achievement in College Students: A Systematic Review," *Healthcare*, vol. 5, no. 4, p. 60, Dec. 2017, doi: 10.3390/healthcare5040060.

[5] M. C. Whatnall, A. J. Patterson, T. L. Burrows, and M. J. Hutchesson, "Higher diet quality in university students is associated with higher academic achievement: a cross-sectional study," *Journal of Human Nutrition and Dietetics*, vol. 32, no. 3, pp. 321–328, 2019, doi: 10.1111/jhn.12632.

[6] J. M. Ordovas, L. R. Ferguson, E. S. Tai, and J. C. Mathers, "Personalised nutrition and health," *BMJ*, vol. 361, p. bmj.k2173, Jun. 2018, doi: 10.1136/bmj.k2173.

[7] D. Zeevi *et al.*, "Personalized Nutrition by Prediction of Glycemic Responses," *Cell*, vol. 163, no. 5, pp. 1079–1094, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.cell.2015.11.001.

[8] L. Laranjo *et al.*, "Conversational agents in healthcare: a systematic review," *J Am Med Inform Assoc*, vol. 25, no. 9, pp. 1248–1258, Sep. 2018, doi: 10.1093/jamia/ocy072.

[9] Y. J. Oh, J. Zhang, M.-L. Fang, and Y. Fukuoka, "A systematic review of artificial intelligence chatbots for promoting physical activity, healthy diet, and weight loss," *Int J Behav Nutr Phys Act*, vol. 18, no. 1, p. 160, Dec. 2021, doi: 10.1186/s12966-021-01224-6.

[10] M. Milne-Ives *et al.*, "The Effectiveness of Artificial Intelligence Conversational Agents in Health Care: Systematic Review," *Journal of Medical Internet Research*, vol. 22, no. 10, p. e20346, Oct. 2020, doi: 10.2196/20346.

[11] V. Ponzo *et al.*, "Is ChatGPT an Effective Tool for Providing Dietary Advice?," *Nutrients*, vol. 16, no. 4, p. 469, Jan. 2024, doi: 10.3390/nu16040469.

[12] H. Kaya Kaçar, Ö. F. Kaçar, and A. Avery, "Diet Quality and Caloric Accuracy in AI-Generated Diet Plans: A Comparative Study Across Chatbots," *Nutrients*, vol. 17, no. 2, p. 206, Jan. 2025, doi: 10.3390/nu17020206.

[13] M. Kip, G. S. Bozan, and G. A. Sahin, "Large language models for dietary advice to patients with irritable bowel syndrome: Chatgpt vs. google gemini," *Journal of Human Nutrition and Dietetics*, vol. 38, no. 6, p. e70162, 2025, doi: 10.1111/jhn.70162.

[14] W. H. Organization, *Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models*. World Health Organization, 2024.

[15] B. Singh *et al.*, "Systematic review and meta-analysis of the effectiveness of chatbots on lifestyle behaviours," *npj Digit. Med.*, vol. 6, no. 1, p. 118, Jun. 2023, doi: 10.1038/s41746-023-00856-1.

[16] R. Han, A. Todd, S. Wardak, S. R. Partridge, and R. Raeside, "Feasibility and Acceptability of Chatbots for Nutrition and Physical Activity Health Promotion Among Adolescents: Systematic Scoping Review With Adolescent Consultation," *JMIR Human Factors*, vol. 10, no. 1, p. e43227, May 2023, doi: 10.2196/43227.

[17] K. Villinger, D. R. Wahl, H. Boeing, H. T. Schupp, and B. Renner, "The effectiveness of app-based mobile interventions on nutrition behaviours and nutrition-related health outcomes: A systematic review and meta-analysis," *Obesity Reviews*, vol. 20, no. 10, pp. 1465–1484, 2019, doi: 10.1111/obr.12903.

[18] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and A. Gutiérrez, "Recommender systems survey," *Knowledge-Based Systems*, vol. 46, pp. 109–132, Jul. 2013, doi: 10.1016/j.knosys.2013.03.012.

[19] I. Papastratis, D. Konstantinidis, P. Daras, and K. Dimitropoulos, "AI nutrition recommendation using a deep generative model and

ChatGPT," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, p. 14620, Jun. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-65438-x.
[20] D. Kirk, E. van Eijnatten, and G. Camps, "Comparison of Answers between ChatGPT and Human Dieticians to Common Nutrition Questions," *Journal of Nutrition and Metabolism*, vol. 2023, no. 1, p. 5548684, 2023, doi: 10.1155/2023/5548684.
[21] L.-L. Liao, L.-C. Chang, and I.-J. Lai, "Assessing the Quality of ChatGPT's Dietary Advice for College Students from Dietitians' Perspectives," *Nutrients*, vol. 16, no. 12, p. 1939, Jan. 2024, doi: 10.3390/nu16121939.
[22] B. Hieronimus, S. Hammann, and M. C. Podszun, "Can the AI tools ChatGPT and Bard generate energy, macro- and micro-nutrient sufficient meal plans for different dietary patterns?," *Nutrition Research*, vol. 128, pp. 105–114, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.nutres.2024.07.002.
[23] P. Niszczota and I. Rybicka, "The credibility of dietary advice formulated by ChatGPT: Robo-diets for people with food allergies," *Nutrition*, vol. 112, p. 112076, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.nut.2023.112076.
[24] P. Lewis *et al.*, "Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2020, pp. 9459–9474. Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper/2020/hash/6b493230205f780e1bc26945df7481e5-Abstract.html
[25] B. Vasey *et al.*, "Reporting guideline for the early stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI," *BMJ*, vol. 377, p. e070904, May 2022, doi: 10.1136/bmj-2022-070904.
[26] X. Liu *et al.*, "Reporting guidelines for clinical trial reports for interventions involving artificial intelligence: the CONSORT-AI extension," *The Lancet Digital Health*, vol. 2, no. 10, pp. e537–e548, Oct. 2020, doi: 10.1016/S2589-7500(20)30218-1.
[27] D. C. Des Jarlais, C. Lyles, and N. Crepaz, "Improving the Reporting Quality of Nonrandomized Evaluations of Behavioral and Public Health Interventions: The TREND Statement," *Am J Public Health*, vol. 94, no. 3, pp. 361–366, Mar. 2004, doi: 10.2105/AJPH.94.3.361.
[28] "Platform-Specific Code · React Native." Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://reactnative.dev/docs/platform-specific-code
[29] "Firestore," Firebase. Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://firebase.google.com/docs/firestore?hl=es-419
[30] "Generating content | Gemini API," Google AI for Developers. Accessed: Jul. 27, 2026. [Online]. Available: https://ai.google.dev/api/generate-content?hl=es-419
[31] J. G. MacKinnon and H. White, "Some heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimators with improved finite sample properties," *Journal of Econometrics*, vol. 29, no. 3, pp. 305–325, Sep. 1985, doi: 10.1016/0304-4076(85)90158-7.