

Asistente multimodal con inteligencia artificial para optimizar la comunicación de admisión en la UNAMBA

A Multimodal Artificial Intelligence Assistant for Optimizing Admissions Communication at UNAMBA



Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac – Perú
 Riqchary, revista de investigación en ciencia y tecnología
 ISSN: 2810-8124 (en línea) / ISSN: 2706-543x
 Vol. 8 Núm. 2 (2026) - Publicado: 14/09/2026
doi.org/10.57166/riqchary/v8.n2.2026
 Páginas: 1- 12
 Recibido 08/07/2026 ; Aceptado: 19/08/2026
<https://doi.org/10.57166/riqchary/v8.n2.2026.1>

Alejandro Hurtado-Chacñama

Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac
<https://orcid.org/0009-0006-8342-3587>
ferry.1090@gmail.com

Anstron Otazú-Juro

Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac
<https://orcid.org/0009-0002-2008-0645>
aotazu@unamba.edu.pe

Manuel Jesus Ibarra-Cabrera

Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac
<https://orcid.org/0000-0001-6711-4916>
mibarra@unamba.edu.pe

Evelyn Naida Luque-Ochoa

Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac
<https://orcid.org/0000-0002-8386-9806>
eluque@unamba.edu.pe

Resumen— La Inteligencia Artificial generativa está transformando los procesos de comunicación en la educación superior, mediante asistentes conversacionales capaces de automatizar la atención institucional. La investigación planteó como objetivo implementar un asistente multimodal con Inteligencia Artificial para optimizar la comunicación con los postulantes en la Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac. La metodología contempló un enfoque cuantitativo y aplicado, integrando análisis operacional, validación de contenido y evaluación de la satisfacción del usuario. Durante un periodo de 230 días de funcionamiento del asistente, se registraron 1,839 consultas de 348 usuarios, con una tasa de respuesta automática del 92.99 % y tiempos de atención menores a un minuto. El contenido fue validado por expertos, con un V de Aiken global de 0.889 y el instrumento EUCS mostró una excelente confiabilidad ($\alpha = 0.966$), obteniendo altos niveles de satisfacción de los postulantes. Se concluye que los asistentes multimodales basados en Inteligencia Artificial se asociaron con altos niveles de satisfacción de los postulantes y constituyen una alternativa para optimizar la accesibilidad informativa y la eficiencia comunicacional, contribuyendo a la transformación digital de las universidades públicas.

Palabras clave: asistente virtual, admisión universitaria, inteligencia artificial, satisfacción de postulantes.

Abstract— Generative Artificial Intelligence is transforming communication processes in higher education through conversational assistants capable of automating institutional support. This study aimed to implement a multimodal Artificial Intelligence assistant to optimize communication with applicants at the Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac. The methodology followed a quantitative and applied approach, integrating operational performance analysis, content validation, and user satisfaction assessment. During a 230-day operational period, the assistant handled 1,839 queries from 348 users, achieving an automatic response rate of 92.99 % and response times of less than one minute. The generated content was validated by experts, obtaining a global Aiken's V coefficient of 0.889, while the EUCS instrument demonstrated excellent reliability (Cronbach's $\alpha = 0.966$), reflecting high levels of applicant satisfaction. It is concluded that AI-based multimodal assistants were associated with high levels of applicant satisfaction and constitute an alternative for enhancing information accessibility and communication efficiency, contributing to digital transformation in public universities.

Keywords: virtual assistant, university admissions, artificial intelligence, applicant satisfaction.

1 INTRODUCCIÓN

Los procesos de transformación digital dentro de la educación superior, han permitido incorporar tecnologías inteligentes que están orientadas a optimizar los procesos de comunicación institucional y atención al usuario. En esta realidad, la Inteligencia Artificial (IA), específicamente los Modelos de Lenguaje de Gran Escala (Large Language Models, LLMs), ha permitido revolucionar los sistemas conversacionales a través de arquitecturas que son capaces de comprender el lenguaje natural, generar respuestas contextualizadas y procesar múltiples modalidades de interacción [1], [2].

La arquitectura Transformer, propuesta por Vaswani et al. [1], constituyó la base del desarrollo de los modelos conversacionales modernos al introducir mecanismos de atención capaces de procesar eficientemente grandes volúmenes de información. Posteriormente, Brown et al. [3] demostraron que los modelos generativos de gran escala presentan capacidades emergentes de comprensión contextual y generación de lenguaje mediante aprendizaje few-shot, ampliando significativamente las aplicaciones de la IA en diversos sectores. Más recientemente, OpenAI [2] evidenció que los modelos multimodales, como GPT-4, integran el procesamiento de texto, voz, imágenes y documentos, ampliando las posibilidades de interacción entre los usuarios y los sistemas inteligentes.

En las universidades públicas, los procesos de admisión constituyen uno de los principales puntos de interacción entre la institución y los futuros estudiantes. Durante esta etapa, los postulantes solicitan información relacionada con cronogramas, requisitos, modalidades de ingreso, vacantes, pagos y procedimientos administrativos. El problema es que la mayoría de las universidades públicas continúa dependiendo de sistemas tradicionales de atención, principalmente la atención presencial, por lo que los postulantes requieren viajar desde provincias hasta la sede central y, por tanto, pierden tiempo y dinero; o de llamadas telefónicas, que se saturan debido a las solicitudes simultáneas. Estas modalidades resultan insuficientes frente al incremento sostenido de consultas y a la necesidad de brindar atención permanente [4], [5]. Esta situación ocasiona demoras en la atención y dificultades para acceder oportunamente a la información de los procesos de admisión, especialmente en contextos geográficamente descentralizados y con desigual acceso a tecnologías digitales.

Esta problemática adquiere mayor relevancia en América Latina, donde persisten brechas tecnológicas y limitaciones de conectividad. En el Perú, el acceso a la información institucional de las universidades depende, en gran medida, de plataformas móviles de mensajería. De acuerdo con el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), WhatsApp constituye el principal medio de comunicación digital utilizado por la población peruana debido

a su amplia disponibilidad, facilidad de uso y accesibilidad desde dispositivos móviles [6]. En consecuencia, las plataformas de mensajería instantánea representan un entorno estratégico para la implementación de asistentes inteligentes orientados a mejorar la comunicación institucional en el ámbito universitario.

2 TRABAJOS RELACIONADOS

Diversas investigaciones internacionales evidencian que los asistentes conversacionales basados en Inteligencia Artificial mejoran significativamente la eficiencia operativa y la experiencia del usuario en procesos universitarios. Stepanov et al. [4] demostraron que la automatización de oficinas de admisión mediante asistentes virtuales reduce los tiempos de atención y disminuye la carga administrativa. De manera similar, Hu et al. [5] señalaron que los sistemas conversacionales basados en IA fortalecen la accesibilidad, la disponibilidad y la personalización de los servicios universitarios.

En contextos asiáticos y del Medio Oriente también se han reportado resultados favorables. Al-Madi et al. [7] desarrollaron un chatbot inteligente para procesos universitarios, obteniendo elevados niveles de resolución automática y precisión informativa. Asimismo, Prasetya y Priyatno [8] implementaron un chatbot basado en IA para procesos de admisión universitaria en Indonesia, logrando mejoras significativas en la gestión de consultas académicas y en la satisfacción de los usuarios. Por su parte, Taju et al. [9] integraron modelos generativos y procesamiento semántico en un asistente universitario, obteniendo mejoras en la calidad de la interacción y en la disponibilidad de información institucional. De igual forma, Aloqayli y Abdelhafez [10] evidenciaron que los asistentes conversacionales inteligentes incrementan la precisión de las respuestas y la satisfacción de los postulantes durante los procesos de admisión. Otros estudios desarrollados en universidades asiáticas también reportan mejoras sustanciales en precisión informativa, satisfacción del usuario y resolución automática de consultas institucionales [11].

Desde una perspectiva más amplia, Kasneci et al. [12] sostienen que los LLMs poseen un alto potencial para apoyar los procesos de orientación académica mediante la automatización de consultas y la personalización de los servicios educativos, aunque advierten desafíos relacionados con la precisión factual, la confiabilidad y el uso ético de la IA generativa. En la misma línea, revisiones sistemáticas recientes destacan que los asistentes conversacionales representan una de las aplicaciones de mayor crecimiento en educación superior debido a su capacidad para ofrecer

atención continua, escalable y personalizada [13], [14].

A pesar de estos avances, la evidencia empírica sobre asistentes multimodales sustentados en LLMs aplicados específicamente a procesos de admisión universitaria en universidades públicas latinoamericanas sigue siendo limitada. Una gran cantidad de estudios están concentrados en chatbots textuales tradicionales o sistemas académicos generales, por lo que hay escasos estudios sobre arquitecturas multimodales integradas a plataformas móviles como WhatsApp, principalmente en contextos de diversidad territorial y limitaciones de conectividad. Dicha brecha es relevante en universidades públicas peruanas, donde los postulantes son de zonas rurales o periurbanas con acceso heterogéneo a servicios digitales.

En este contexto, la Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac (UNAMBA) enfrenta desafíos relacionados con la atención de un elevado volumen de consultas provenientes de postulantes de distintas provincias y regiones del país. Aunque la universidad dispone de canales oficiales de información, su capacidad operativa para responder de manera oportuna y uniforme resulta limitada, afectando la eficiencia de la comunicación institucional y la experiencia de los usuarios.

Con el propósito de contribuir a la solución de esta problemática, la presente investigación implementó y evaluó un asistente multimodal basado en Inteligencia Artificial, desplegado sobre WhatsApp, capaz de procesar consultas mediante texto, audio, imágenes y documentos utilizando modelos de lenguaje de gran escala y técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Este estudio aporta evidencia empírica sobre la aplicación de asistentes multimodales en procesos de admisión de universidades públicas y evalúa su desempeño operacional, la calidad de las respuestas generadas y la satisfacción de los usuarios en un entorno real de funcionamiento.

En este contexto, se planteó la siguiente pregunta de investigación: ¿De qué manera la implementación de un asistente multimodal con Inteligencia Artificial contribuye a optimizar la comunicación con los postulantes de la Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac durante el proceso de admisión 2026?

Por ello, el objetivo de la investigación fue implementar un asistente multimodal con Inteligencia Artificial para optimizar la comunicación con los postulantes en la

UNAMBA.

De manera específica, se plantearon los siguientes objetivos:

1. Evaluar el desempeño operacional del asistente multimodal con Inteligencia Artificial durante el proceso de admisión de la UNAMBA, mediante indicadores de atención, automatización, cobertura, tiempo de respuesta y frecuencia de uso.

2. Analizar la evolución temporal y la intensidad de uso del asistente multimodal con Inteligencia Artificial durante el periodo de evaluación, a partir de la distribución de las consultas realizadas por los postulantes.

3. Caracterizar las consultas realizadas por los postulantes mediante el asistente multimodal con Inteligencia Artificial, según las principales categorías temáticas identificadas durante el proceso de admisión.

4. Determinar la validez de contenido de las respuestas generadas por el asistente multimodal con Inteligencia Artificial, mediante juicio de expertos considerando criterios de claridad, coherencia, pertinencia y precisión.

5. Evaluar la satisfacción de los postulantes respecto al uso del asistente multimodal con Inteligencia Artificial mediante las dimensiones del modelo End-User Computing Satisfaction (EUCS).

6. Analizar la relación entre las dimensiones del modelo EUCS y la satisfacción de los postulantes con el asistente multimodal con Inteligencia Artificial mediante el coeficiente Rho de Spearman.

3 METODOLOGÍA

3.1 Enfoque y diseño de investigación

El estudio se desarrolló dentro del enfoque cuantitativo, ya que permitió medir objetivamente el desempeño operacional del asistente multimodal, la calidad de las respuestas generadas y la satisfacción de los usuarios, utilizando procedimientos estadísticos y análisis de datos numéricos [15], [16]. Asimismo, la investigación fue de nivel aplicado, ya que buscó implementar y evaluar una solución tecnológica real para optimizar la comunicación institucional en el proceso de admisión de la UNAMBA.

El diseño metodológico fue preexperimental, longitudinal y observacional, desarrollado en condiciones reales de operación institucional. Dado el carácter preexperimental y la ausencia de un grupo de comparación, el diseño permitió describir y analizar el desempeño del asistente

multimodal durante su funcionamiento; sin embargo, no permite establecer relaciones causales entre la implementación del sistema y los resultados observados. Estos diseños son adecuados para evaluar el comportamiento de sistemas tecnológicos implementados en escenarios naturales, sin manipulación estricta de variables ni grupos de control [16]. El tiempo en el que se desarrolló la investigación fue de 230 días continuos de funcionamiento del sistema, durante el periodo de agosto de 2025 a abril de 2026.

3.2 Contexto del estudio y población

La investigación se implementó en la UNAMBA, ubicada en la parte sur del Perú (-13.616898807836709, -72.86826397246931), en la ciudad de Abancay, región Apurímac, Perú. El asistente multimodal se desplegó en la plataforma WhatsApp debido a su elevada penetración y accesibilidad entre los postulantes universitarios en el contexto peruano [6].

La población de estudio estuvo conformada por los postulantes que interactuaron con el asistente durante el proceso de admisión universitaria 2026. Para el análisis operacional se consideró la totalidad de los registros conversacionales generados por el sistema, obteniéndose 1,839 consultas correspondientes a 348 usuarios activos. Para la evaluación de la satisfacción se trabajó con una muestra no probabilística por conveniencia integrada por 105 postulantes, quienes respondieron voluntariamente el cuestionario EUCS, lo que representa una tasa de respuesta del 30.2 % respecto de los 348 usuarios activos. El tamaño muestral correspondió al número de postulantes que participaron voluntariamente durante el periodo de evaluación. Este procedimiento es metodológicamente aceptado en investigaciones aplicadas desarrolladas en contextos operacionales reales [17].

Para la evaluación de la satisfacción se incluyeron los postulantes que utilizaron el asistente multimodal al menos una vez y completaron voluntariamente el cuestionario EUCS durante el proceso de admisión 2026.

3.3 Desarrollo e implementación del asistente multimodal

El desarrollo e implementación del asistente multimodal se realizó en siete fases (Figura 1). En la primera fase se efectuó el levantamiento de requerimientos, identificando las necesidades de información de la Dirección de Admisión de la UNAMBA, recopilando las preguntas frecuentes de los postulantes y analizando los procesos institucionales de atención.

En la segunda fase se diseñó la arquitectura del sistema, definiendo la integración entre el canal de comunicación, el backend, la base de conocimiento y los servicios de Inteligencia Artificial, así como los flujos conversacionales y el mecanismo de recuperación semántica de la información institucional.

En la tercera fase se construyó la base de conocimiento mediante la recopilación, organización e indexación semántica del prospecto de admisión, reglamentos, cronogramas, modalidades de ingreso, requisitos, vacantes, costos y preguntas frecuentes.

En la cuarta fase se desarrolló el asistente multimodal, implementando los módulos de procesamiento conversacional, gestión del contexto, procesamiento multimodal y registro automático de las interacciones de los usuarios.

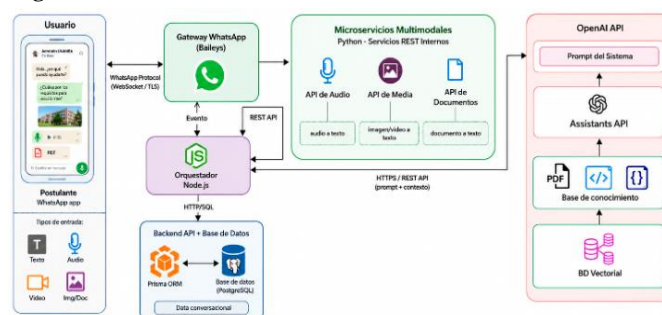


Fig. 1. La arquitectura general del asistente multimodal

En la quinta fase se integraron todos los componentes del sistema y se realizó su despliegue sobre infraestructura cloud, garantizando su funcionamiento continuo durante el proceso de admisión.

En la sexta fase, el asistente operó en un entorno real, permitiendo la atención de consultas mediante WhatsApp y realizando el monitoreo permanente del sistema y la actualización de la base de conocimiento cuando fue necesario.

Finalmente, en la séptima fase se evaluó el desempeño del asistente mediante el análisis de las 1,839 consultas registradas, la validación de respuestas, mediante juicio de expertos, medido con V de Aiken y la evaluación de la satisfacción de los usuarios mediante el modelo End-User Computing Satisfaction (EUCS).

3.4 Recolección de datos

Los datos se recolectaron mediante tres técnicas complementarias. Primero, se efectuó el análisis de los registros operacionales generados por el asistente multimodal, considerando número de consultas, usuarios activos, tiempo de respuesta, frecuencia de uso, tasa de respuesta

automática y cobertura operacional.

Segundo, se realizó la validación de contenido de las respuestas generadas por el asistente mediante juicio de cinco expertos, conformado por dos especialistas en informática y tres técnicos administrativos, todos con más de tres años de experiencia en la Oficina de Admisión de la UNAMBA. Cada experto evaluó de forma independiente 12 pares de preguntas y respuestas generadas por el asistente, considerando los criterios de claridad, coherencia, pertinencia y precisión semántica, utilizando una escala ordinal de cinco niveles (1 = Muy malo, 2 = Malo, 3 = Regular, 4 = Bueno y 5 = Muy bueno). La validez de contenido se determinó mediante el índice V de Aiken [19], adoptando como criterio de aceptabilidad valores iguales o superiores a 0.70, conforme a lo propuesto por Escurra [20].

Tercero, se aplicó una encuesta estructurada basada en el modelo End-User Computing Satisfaction (EUCS) propuesto por Doll y Torkzadeh [18]. El cuestionario, originalmente desarrollado en idioma inglés, fue adaptado lingüística y contextualmente para la presente investigación mediante la adecuación de la redacción de los ítems al contexto del asistente multimodal implementado para el proceso de admisión de UNAMBA, conservando la estructura, las dimensiones y el significado conceptual del instrumento original. El instrumento estuvo conformado por 12 ítems en escala Likert de cinco puntos, distribuidos en las dimensiones de contenido, precisión, formato, facilidad de uso, oportunidad y satisfacción global. La consistencia interna del instrumento EUCS se evaluó mediante el coeficiente alfa de Cronbach [21].

3.5 Análisis estadístico

El análisis estadístico integró procedimientos descriptivos e inferenciales. Se calcularon frecuencias, porcentajes, medias, medianas, desviaciones estándar e intervalos de confianza al 95 % para los principales indicadores operacionales del sistema. Las proporciones asociadas a la cobertura y la automatización se estimaron mediante intervalos de Wilson [22], debido a su mayor precisión para la estimación de proporciones binomiales.

Adicionalmente, se empleó el coeficiente Rho de Spearman para analizar la asociación entre las dimensiones del modelo EUCS y la satisfacción de los usuarios. Previamente, se evaluó la normalidad de los datos mediante la prueba de Shapiro-Wilk, con el propósito de determinar el uso de procedimientos estadísticos no paramétricos. El procesamiento y análisis de la información se realizó utili-

zando Python y librerías especializadas para análisis estadístico y visualización de datos.

3.6 Consideraciones éticas

La investigación se desarrolló respetando los principios de confidencialidad, anonimato y protección de datos personales. Los registros conversacionales fueron anonimizados antes de su procesamiento y los participantes aceptaron voluntariamente formar parte del estudio. Asimismo, el uso de la información institucional y de los datos digitales se realizó conforme a los principios éticos de la investigación aplicada y a la normativa vigente sobre protección de datos personales en el Perú.

4 RESULTADOS

4.1 Desempeño operacional del asistente multimodal

Se tuvo una operación continua del asistente multimodal basado en Inteligencia Artificial, durante 230 días, de agosto de 2025 hasta abril de 2026, se registraron un total de 3,579 interacciones conversacionales. De estas, 1,839 correspondieron a consultas realizadas por postulantes, 1,727 fueron respuestas automáticas generadas por el sistema y solo 13 fueron intervenciones manuales efectuadas por operadores humanos. Los resultados obtenidos evidencian una elevada capacidad de automatización y escalabilidad del sistema, en un contexto real, comportamiento consistente con investigaciones previas sobre asistentes conversacionales aplicados en educación superior [4], [5], [10]. Los principales indicadores obtenidos se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1

Indicadores operacionales del asistente multimodal

Indicador	Resultado
Periodo evaluado	230 días
Contactos registrados	367 contactos
Usuarios activos	348 usuarios
Consultas atendidas	1,839 consultas
Respuestas automáticas	1,727 respuestas
Intervenciones manuales	13 respuestas
Tasa de respuesta automática	92.99%
Cobertura de usuarios	94.82%
Tiempo de respuesta	< 1 minuto
Consultas promedio por usuario	5.28

Nota: Los contactos registrados corresponden al total de usuarios que iniciaron interacción con el asistente, mientras que los usuarios activos representan aquellos que realizaron al menos una consulta durante el periodo de evaluación.

Como se observa en la Tabla 1, el asistente multimodal atendió 1,839 consultas provenientes de 348 usuarios activos durante el periodo de evaluación. La tasa de respuesta automática alcanzó el 92.99 %, mientras que la cobertura de usuarios fue de 94.82 %, evidenciando que la mayoría de las consultas fueron resueltas sin intervención humana. Asimismo, el sistema registró un tiempo de respuesta inferior a un minuto y un promedio de 5.28 consultas por usuario, lo que refleja un uso continuo del asistente durante el proceso de admisión. Dicho comportamiento coincide con lo que hallaron Stepanov et al. [4], quienes identificaron mejoras significativas en automatización y eficiencia operativa mediante asistentes virtuales universitarios.

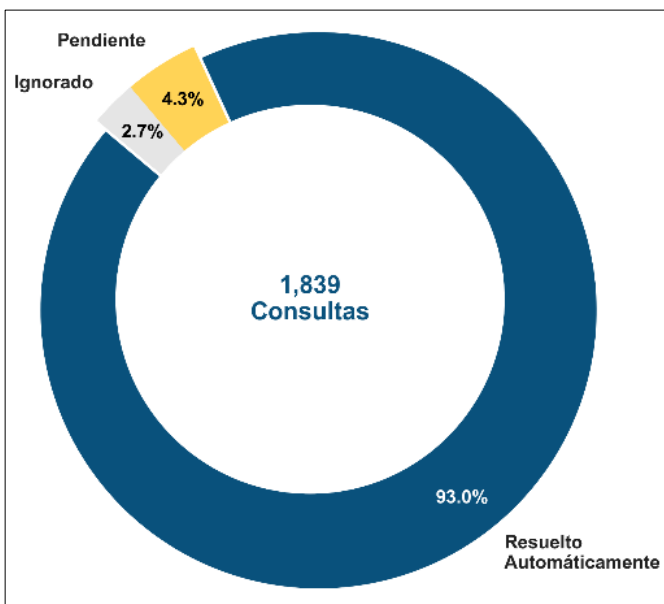


Fig. 2. Tasa de resolución de consultas del asistente multimodal

La Figura 2 muestra que la mayor parte de las consultas (92.99 %) fue atendida automáticamente por el asistente multimodal, mientras que el 7.01 % restante correspondió a consultas pendientes o ignoradas. Estos resultados reflejan el predominio de la atención automatizada durante el proceso de admisión y la capacidad del sistema para atender la mayoría de las consultas sin requerir asistencia adicional, aspecto relevante en procesos universitarios caracterizados por una elevada demanda informativa [5], [12].

4.2 Evolución temporal e intensidad de uso

Por otro lado, el comportamiento temporal de las consultas, evidenció una distribución heterogénea a lo largo del periodo evaluado. El mes de marzo de 2026 concentró el mayor volumen de interacciones (1,302 consultas), lo que representa el 70.8% del total registrado, lo que coincidió con el examen ordinario de admisión 2026-I.

Tabla 2

Distribución temporal de consultas

Mes	Consultas	Porcentaje
Agosto 2025	100	5.4%
Septiembre 2025	32	1.7%
Febrero 2026	334	18.2%
Marzo 2026	1,302	70.8%
Abril 2026	71	3.9%
Total	1,839	100%

Como se observa en la Tabla 2, el mayor volumen de consultas se registró en marzo de 2026, con 1,302 consultas (70.8 %) del total, seguido de febrero de 2026, con 334 consultas (18.2 %). En contraste, los meses de septiembre de 2025 y abril de 2026 presentaron menor actividad, con 32 (1.7 %) y 71 consultas (3.9 %), respectivamente. Asimismo, durante agosto de 2025 se registraron 100 consultas (5.4 %), correspondientes al inicio del periodo de funcionamiento del asistente. La ausencia de registros en algunos meses se explica porque durante ese periodo no se desarrollaron actividades correspondientes al proceso de admisión universitaria; en consecuencia, no se registraron consultas por parte de los postulantes durante dichos meses.

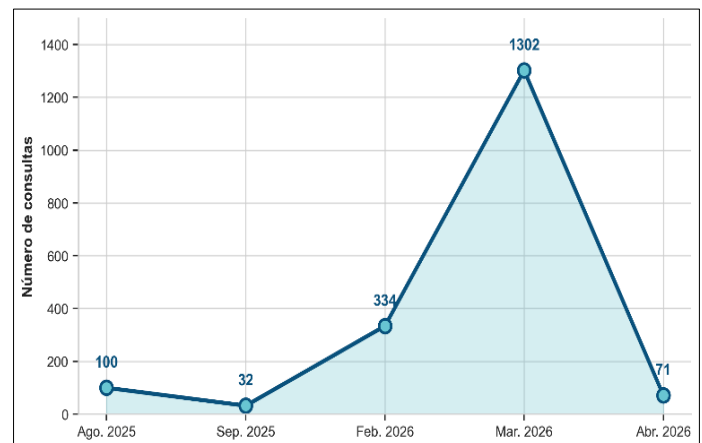


Fig. 3. Evolución temporal de consultas durante el proceso de admisión.

La Figura 3 muestra que el asistente logró adaptarse dinámicamente a incrementos abruptos de demanda sin afectar la continuidad del servicio ni el tiempo de respuesta. Dicho comportamiento tiene coincidencia con los resultados de Hu et al. [5], que sostuvieron que los sistemas conversacionales basados en IA permiten mejorar escalabilidad y disponibilidad de atención institucional en educación superior.

4.3 Análisis temático del corpus conversacional

Con el propósito de clasificar el tipo de información solicitada por los postulantes, se realizó un análisis temático de las 1,839 consultas registradas durante el periodo de evaluación. Las consultas fueron clasificadas en 10 categorías temáticas, cuyos resultados se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3

Distribución temática de consultas

Categoría temática	Frecuencia	Porcentaje
Consultas generales	1,019	55.4%
Fechas y cronograma	227	12.3%
Requisitos e inscripción	205	11.1%
Vacantes y carreras	112	6.1%
Modalidades	78	4.2%
Resultados y notas	61	3.3%
Información institucional	53	2.9%
Costos y pagos	52	2.8%
Constancias	24	1.3%
Matrícula	8	0.4%

Como se observa en la Tabla 3, la categoría Consultas generales concentró la mayor frecuencia, con 1,019 consultas (55.4 %), seguida por Fechas y cronograma, con 227 consultas (12.3 %), y Requisitos e inscripción, con 205 consultas (11.1 %). En conjunto, estas tres categorías representaron el 78.8 % del total de consultas registradas. En contraste, las categorías Constancias y Matrícula presentaron la menor frecuencia, con 24 (1.3 %) y 8 consultas (0.4 %), respectivamente.

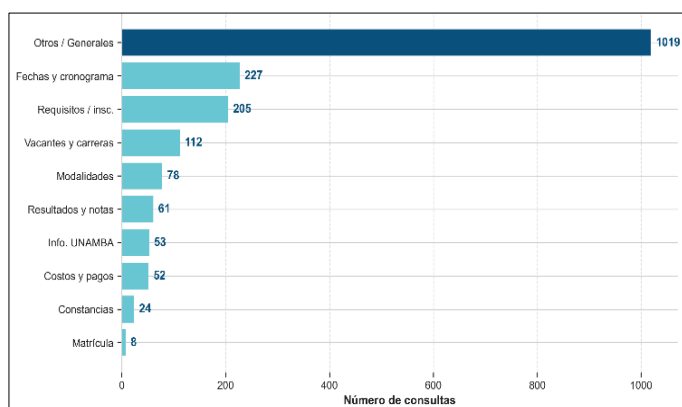


Fig. 4. Distribución de consultas por categorías temáticas

La Figura 4 muestra la distribución porcentual de las consultas según las categorías temáticas identificadas. Se observa un claro predominio de las consultas generales, mientras que las demás categorías presentan una frecuencia considerablemente menor, evidenciando una distribución desigual de las necesidades de información durante

el proceso de admisión.

El predominio de consultas relacionadas con requisitos, cronogramas y procedimientos administrativos confirmó que los postulantes utilizaron el asistente principalmente como herramienta de orientación institucional inmediata. Estos hallazgos coinciden con investigaciones desarrolladas por Prasetya y Priyatno [8] y Vega-Huerta et al. [11], quienes identificaron patrones similares de uso en asistentes conversacionales universitarios. La validez de contenido de las respuestas generadas del asistente multimodal fue evaluada mediante juicio de expertos, quienes calificaron los criterios de claridad, coherencia, pertinencia y precisión utilizando el índice V de Aiken. Los resultados se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4

Índice V de Aiken promedio por criterio

Criterio	V de Aiken
Claridad	0.868
Coherencia	0.897
Pertinencia	0.893
Precisión	0.897
V global	0.889

Como se observa en la Tabla 4, el índice V de Aiken global fue de 0.889, valor superior al criterio de aceptabilidad ($V \geq 0.70$), lo que evidencia una adecuada validez de contenido de las respuestas generadas por el asistente. Los mayores valores correspondieron a los criterios de coherencia y precisión ($V = 0.897$), seguidos de pertinencia ($V = 0.893$) y claridad ($V = 0.868$), considerado “muy bueno” y superior al umbral mínimo recomendado por Aiken [19].

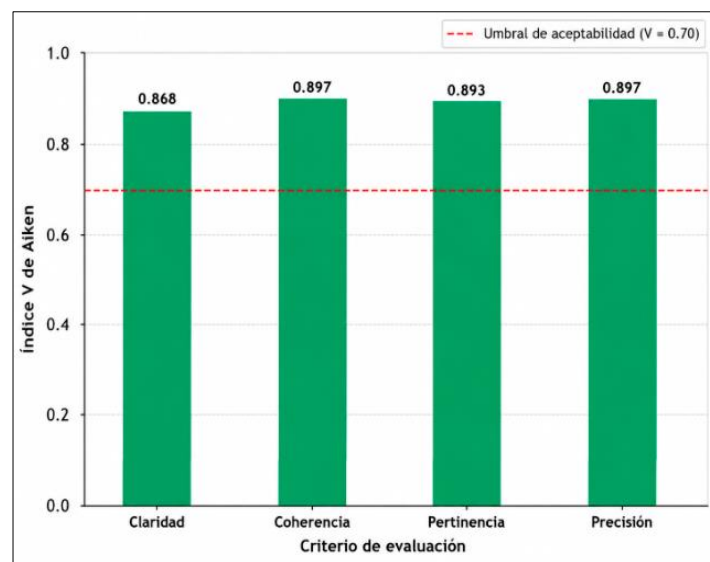


Fig. 5. V de Aiken promedio por criterio de evaluación

La Figura 5 muestra los valores del índice V de Aiken obtenidos para cada criterio de evaluación. Todos los criterios superaron el umbral de aceptabilidad establecido.

La Figura 6 presenta la distribución del índice V de Aiken para cada uno de los 12 pares pregunta-respuesta evaluados. El análisis por ítem mostró que 11 de los 12 pares evaluados alcanzaron valores iguales o superiores al criterio de aceptabilidad ($V \geq 0.70$). Únicamente el ítem 6 obtuvo un valor de $V = 0.20$, reflejando una menor valoración por parte de los especialistas para esa respuesta específica. En este caso, el asistente respondió una consulta sobre las carreras ofrecidas por la universidad incluyendo los programas de Agronomía y Contabilidad, los cuales no forman parte de la oferta académica vigente de la UNAMBA, lo que originó la baja calificación otorgada por los expertos. Los resultados indican que la integración de recuperación semántica permitió mejorar la precisión factual y reducir inconsistencias informativas en la mayoría de las respuestas generadas; sin embargo, este hallazgo evidencia la necesidad de mantener actualizada y verificar periódicamente la base de conocimiento institucional para evitar respuestas desactualizadas o incorrectas, aspecto crítico en sistemas conversacionales basados en IA generativa [5], [12].

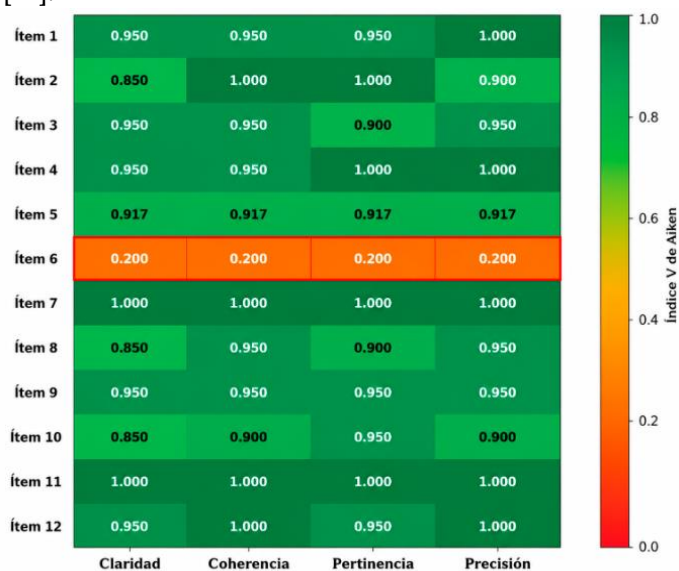


Fig. 6. Mapa de calor del índice V de Aiken por ítem y criterio

4.5 Satisfacción del usuario

La satisfacción de los usuarios fue evaluada mediante un instrumento adaptado del modelo End-User Computing Satisfaction (EUCS), desarrollado por Doll y Torkzadeh [18]. El instrumento presentó una excelente consistencia interna ($\alpha = 0.966$), lo que evidencia una alta confiabilidad para evaluar la satisfacción de los postulantes con el

asistente multimodal. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 5

Tabla 5
Puntuaciones medias por dimensión EUCS.

Dimensión	Ítems	Media	DE	IC 95%
Contenido	Q1-Q3	3.79	0.77	3.65-3.94
Precisión	Q4-Q6	3.89	0.64	3.76-4.01
Formato	Q7-Q8	3.90	0.66	3.77-4.02
Facilidad de uso	Q9-Q10	3.88	0.64	3.76-4.00
Oportunidad	Q11	3.89	0.68	3.75-4.02
Satisfacción global	Q12	3.92	0.70	3.79-4.06

Como se observa en la Tabla 5, todas las dimensiones evaluadas alcanzaron puntuaciones medias comprendidas entre 3.79 y 3.92 en una escala de cinco puntos. La dimensión mejor valorada fue Satisfacción global ($M = 3.92$; IC95%: 3.79-4.06), seguida de Formato ($M = 3.90$) y Precisión ($M = 3.89$). Asimismo, las dimensiones Oportunidad ($M = 3.89$), Facilidad de uso ($M = 3.88$) y Contenido ($M = 3.79$) también obtuvieron valoraciones favorables. Los intervalos de confianza al 95 % mostraron una variabilidad reducida entre dimensiones, evidenciando estabilidad en las estimaciones obtenidas.

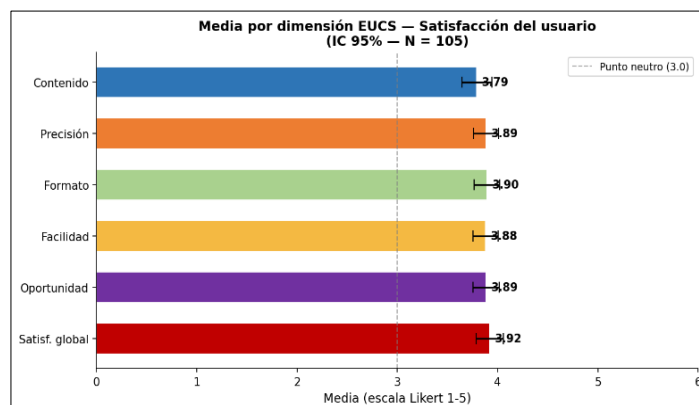


Fig. 7. Media por dimensión del modelo EUCS con intervalos de confianza al 95 % (N = 105)

La Figura 7 muestra las puntuaciones medias obtenidas en cada dimensión del modelo EUCS junto con sus intervalos de confianza al 95 %. Se observa que todas las dimensiones alcanzaron valores superiores al punto neutro de la escala Likert (3.0), lo que indica una percepción favorable de los postulantes respecto al desempeño del asistente multimodal. La dimensión Satisfacción global presentó la valoración más alta, seguida de Formato, mientras que Contenido obtuvo la media más baja; sin embargo, esta también reflejó una evaluación positiva. Los intervalos de confianza fueron estrechos y mostraron un alto grado de consistencia en las respuestas, evidenciando estabilidad en la percepción de los usuarios.

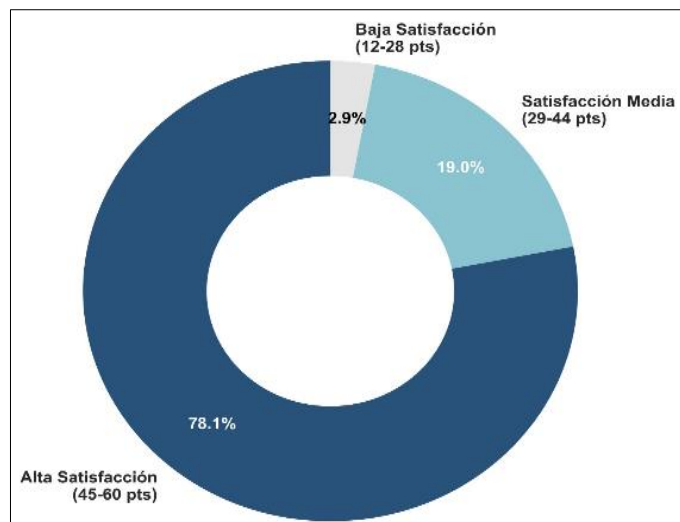


Fig. 8. Niveles de satisfacción del usuario

La Figura 8 presenta la distribución de los niveles de satisfacción de los postulantes de acuerdo con la puntuación total obtenida en el modelo EUCS. Se observa que el 78.1 % de los participantes alcanzó un nivel de alta satisfacción, mientras que el 19.0 % presentó un nivel de satisfacción media y únicamente el 2.9 % se ubicó en el nivel de baja satisfacción. Estos resultados coinciden con lo planteado por Kasneci et al. [12], quienes indicaron que la aceptación de sistemas basados en IA generativa depende principalmente de la precisión informativa, la facilidad de interacción y la disponibilidad continua del servicio.

4.6 Relación entre dimensiones de satisfacción

Por otro lado, previamente, se evaluó la normalidad de las puntuaciones del modelo EUCS mediante la prueba de Shapiro-Wilk. Los resultados mostraron que el puntaje total del instrumento no presentó una distribución normal ($W = 0.8377$; $p < 0.001$). Por ello, se empleó el coeficiente Rho de Spearman para analizar la asociación entre las dimensiones del modelo EUCS y la satisfacción de los usuarios.

El análisis correlacional mediante Rho de Spearman mostró asociaciones positivas y estadísticamente significativas entre las dimensiones del modelo EUCS ($p < 0.001$). Como se evidencia en la Figura 9, las asociaciones más elevadas se observaron entre facilidad de uso, oportunidad y satisfacción global. Complementariamente, se obtuvo una correlación positiva muy alta entre la dimensión contenido y el puntaje total de satisfacción ($\rho = 0.935$; $p < 0.001$), lo que indica una asociación elevada entre la calidad y pertinencia de la información proporcionada y la satisfacción del usuario.

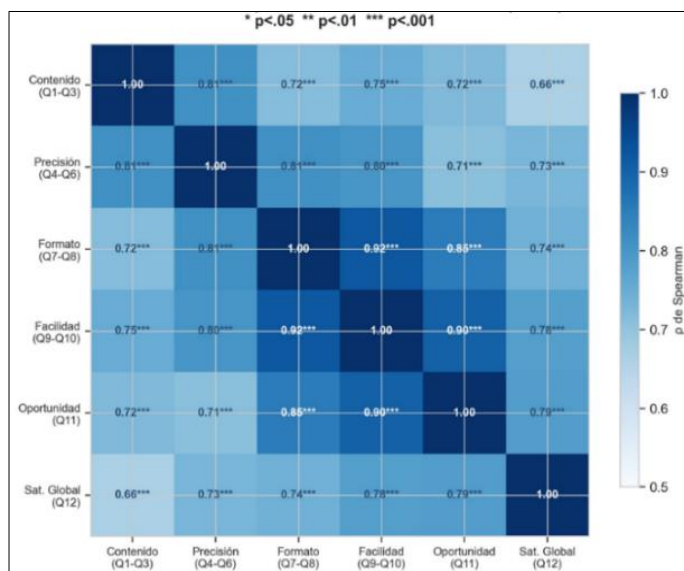


Fig. 9. Correlaciones de Spearman entre dimensiones EUCS (N=105)

5 DISCUSIÓN

Los hallazgos de la investigación muestran evidencia de que la implementación de un asistente multimodal basado en Inteligencia Artificial se asoció con resultados favorables para fortalecer los procesos de comunicación institucional, principalmente en universidades de alta demanda de información. Al implementar el sistema se alcanzó una tasa de respuesta automática del 92.99 %, así como una cobertura operacional del 94.82 % y tiempos de respuesta inferiores a un minuto, lo que refleja un desempeño operativo favorable dentro del proceso de admisión universitaria. Estos resultados coinciden con investigaciones anteriores en educación superior, en las que los asistentes conversacionales basados en IA mostraron capacidad para automatizar procesos administrativos, reducir tiempos de atención y mejorar la escalabilidad de los servicios universitarios [4], [5], [8], [10].

Desde lo tecnológico, los resultados respaldan el potencial de los Modelos de Lenguaje de Gran Escala (LLMs) que pueden contribuir a transformar los sistemas institucionales de atención universitaria. Asimismo, la arquitectura multimodal implementada permitió procesar consultas mediante texto, audio, imágenes y documentos, lo que amplía de forma significativa las posibilidades de interacción entre la universidad y los postulantes. Dicho comportamiento está alineado con lo planteado por Vaswani et al. [1] y Brown et al. [3], que en sus estudios sostuvieron que las arquitecturas Transformer y los modelos generativos, a gran escala, poseen capacidades avanzadas de comprensión contextual y generación dinámica de lenguaje. Así también, OpenAI [2] reportó que GPT-4 permite integrar las capacidades multimodales, las cuales son capaces de

mejorar significativamente la interacción humana-máquina mediante procesamiento contextualizado de diferentes formatos de información necesaria.

Otro hallazgo relevante está referido a la elevada aceptación del sistema por parte de los usuarios, donde el 78.1 % de los postulantes reportó altos niveles de satisfacción y el instrumento EUCS presentó excelente consistencia interna ($\alpha = 0.966$). Estos resultados sugieren que la percepción favorable del sistema no depende solamente de la automatización del servicio, sino principalmente de la calidad informativa, la precisión y la oportunidad de las respuestas generadas. Del mismo modo, la fuerte correlación identificada entre la dimensión contenido y la satisfacción global ($\rho = 0.935$; $p < 0.001$) sugiere que la utilidad percibida del sistema se encuentra estrechamente vinculada con la calidad semántica de la información proporcionada. Coincidiendo con lo propuesto por Doll y Torkzadeh [18], los que identificaron al contenido, la precisión y la facilidad de uso como dimensiones críticas para la aceptación de sistemas de información a base de tecnología.

De otro lado, es necesario analizar la elevada valoración obtenida mediante el índice V de Aiken, lo que evidencia altos niveles de claridad, coherencia y precisión semántica en las respuestas generadas por el asistente. Estos resultados, adquieren especial relevancia debido a que uno de los principales cuestionamientos actuales hacia los modelos generativos se relaciona con el riesgo de generación de información incorrecta o “alucinaciones”. Sin embargo, en la presente investigación, la integración de recuperación semántica sobre documentos institucionales se asoció con una reducción del riesgo y con una mejora en la consistencia factual de las respuestas obtenidas. Estos hallazgos coinciden con lo planteado por Hu et al. [5], que afirmaron que la efectividad de asistentes conversacionales universitarios depende de la integración entre modelos generativos y bases de conocimiento institucional que sean estructuradas.

En cuanto a la perspectiva social y territorial, la investigación adquiere especial importancia debido a que fue desarrollado en una universidad pública localizada en una región sur andina peruana, la cual está caracterizada por diversidad geográfica y heterogeneidad en el acceso digital de los ciudadanos. En dicho contexto, plataformas como WhatsApp representan un canal estratégico de accesibilidad comunicacional debido a su amplia penetración social y facilidad de uso [6]. Del mismo modo los resultados sugieren que los asistentes multimodales desplegados sobre plataformas móviles ampliamente utilizadas, pueden contribuir a reducir barreras de acceso informativo y permiten el fortalecimiento de los procesos de inclusión digital en

educación superior, particularmente en contextos periféricos latinoamericanos.

Cabe resaltar también que los hallazgos evidencian la capacidad de escalabilidad del sistema frente a incrementos abruptos de demanda informativa. Al encontrar una concentración del 70.8% de consultas durante marzo de 2026 los resultados muestran que el asistente mantuvo altos niveles de disponibilidad y continuidad operativa durante etapas críticas asociadas al proceso de admisión universitario. Dicho comportamiento tiene coincidencia con investigaciones desarrolladas por Stepanov et al. [4] y Vega-Huerta et al. [11], los que reportaron que los asistentes conversacionales basados en IA presentan ventajas significativas frente a los sistemas tradicionales de soporte humano, principalmente en términos de disponibilidad continua y atención simultánea de usuarios de estos servicios.

En la práctica, la investigación aporta evidencia empírica sobre el desempeño de asistentes multimodales basados en LLMs, que son implementados en escenarios reales de educación superior. Esta investigación amplía la comprensión conceptual sobre la interacción humano-IA principalmente en contextos universitarios. Los resultados sugieren que la satisfacción del usuario se encuentra estrechamente asociada con la precisión semántica, la calidad informativa y la rapidez de respuesta del sistema. Asimismo, la investigación contribuye metodológicamente, ya que integra la evaluación operacional, validación experta y satisfacción del usuario dentro de un modelo integral de análisis de asistentes conversacionales universitarios peruanos. Los resultados sugieren que los asistentes multimodales constituyen herramientas viables que permiten el fortalecimiento de procesos de transformación digital en universidades públicas.

Si bien es cierto, se obtuvieron resultados favorables en la investigación, es necesario también reportar algunas limitaciones. En primer lugar, la investigación se desarrolló en una única universidad pública peruana, lo que limita la generalización de los resultados hacia otros contextos institucionales. En segundo lugar, el diseño preexperimental utilizado no permite establecer relaciones causales absolutas entre la implementación y la mejora comunicacional. En tercer lugar, la muestra de satisfacción fue seleccionada mediante muestreo no probabilístico por conveniencia [17], lo que puede introducir sesgos de representatividad. Asimismo, la tasa de respuesta del 30.2 % podría introducir un posible sesgo de no respuesta, por lo que los resultados de satisfacción corresponden específicamente a los postulantes que participaron voluntariamente en la encuesta. Debido al carácter anónimo de la encuesta EUCS,

no fue posible vincular individualmente a los 105 participantes con los registros operacionales de los 348 usuarios activos, lo que impidió realizar una comparación directa entre encuestados y no encuestados para evaluar un posible sesgo de no respuesta. Asimismo, no se recopilaron variables sociodemográficas ni información sobre experiencia previa con chatbots, por lo que no fue posible caracterizar a los participantes según edad, género, procedencia, nivel educativo o experiencia previa con este tipo de sistemas. Por último, aunque el sistema mostró elevados niveles de precisión semántica, se identificaron inconsistencias en respuestas específicas, evidenciando que los sistemas basados en IA generativa aún requieren supervisión humana y una actualización continua de las bases de conocimiento.

Como futuras investigaciones se recomienda incorporar diseños experimentales o cuasiexperimentales que permitan evaluar de manera más robusta el impacto causal de asistentes multimodales sobre variables institucionales y educativas [15], [16]. De otro lado, sería muy relevante comparar diferentes modelos de lenguaje, arquitecturas conversacionales y plataformas móviles para identificar configuraciones óptimas en contextos universitarios específicamente en Latinoamérica. También se deben incluir el análisis del impacto de asistentes multimodales sobre variables como engagement institucional, decisiones referentes a matrícula, experiencia digital y permanencia estudiantil, entre otros. Por último, es recomendable profundizar en aspectos relacionados con IA explicable, la privacidad de datos, los sesgos algorítmicos, así como la gobernanza ética de sistemas basados en Inteligencia Artificial generativa [12], [13], [14].

6 CONCLUSIONES

La implementación del asistente multimodal basado en Inteligencia Artificial presentó un desempeño operacional favorable durante el proceso de admisión universitaria de la UNAMBA. El sistema alcanzó una tasa de respuesta automática del 92.99 %, una cobertura operacional del 94.82 % y tiempos de respuesta inferiores a un minuto, evidenciando su capacidad para atender de manera automatizada un volumen considerable de consultas de los postulantes durante el periodo de evaluación.

El análisis de la evolución temporal mostró una mayor intensidad de uso durante los periodos de actividad del proceso de admisión, destacando marzo de 2026, cuando se registró el mayor volumen de consultas. Asimismo, el análisis temático permitió identificar que las consultas se concentraron principalmente en información general, fechas y cronograma, y requisitos e inscripción, categorías

que en conjunto representaron el 78.8 % de las consultas registradas. Estos resultados evidencian que el asistente fue utilizado principalmente como medio de consulta sobre información directamente relacionada con el proceso de admisión

Respecto a la validez de contenido, la evaluación mediante el índice V de Aiken mostró elevados niveles de claridad, coherencia, pertinencia y precisión semántica de las respuestas generadas, con un valor global de 0.889. No obstante, la identificación de una respuesta con baja valoración permitió evidenciar la necesidad de mantener actualizada la base de conocimiento del asistente, particularmente frente a modificaciones en la oferta académica institucional.

En relación con la satisfacción de los postulantes, el modelo End-User Computing Satisfaction (EUCS) evidenció una valoración favorable en sus dimensiones de contenido, precisión, formato, facilidad de uso y oportunidad, alcanzándose una satisfacción global media de 3.92 sobre 5. Además, el instrumento presentó una excelente consistencia interna ($\alpha = 0.966$), mientras que el análisis mediante Rho de Spearman evidenció relaciones positivas y estadísticamente significativas entre las dimensiones evaluadas y la satisfacción de los usuarios.

En conjunto, los resultados respaldan la implementación del asistente multimodal como canal complementario de comunicación institucional durante los procesos de admisión de la UNAMBA. La integración con una plataforma de mensajería móvil como WhatsApp representa una alternativa para facilitar el acceso oportuno a información académica, especialmente en contextos caracterizados por diversidad territorial y limitaciones de conectividad. En consecuencia, se recomienda a la Dirección de Admisión mantener actualizada la base de conocimiento, realizar un monitoreo periódico de la calidad de las respuestas y considerar su integración progresiva en las estrategias de transformación digital de la universidad.

REFERENCIAS

- [1] A. Vaswani et al., "Attention Is All You Need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, Red Hook, NY, USA: Curran Associates, Inc., 2017, pp. 5998–6008.
- [2] OpenAI, "GPT-4 Technical Report," arXiv preprint arXiv:2303.08774, 2023, doi: 10.48550/arXiv.2303.08774.
- [3] T. B. Brown et al., "Language Models are Few-Shot Learners," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 33, 2020, pp. 1877–1901.
- [4] M. S. Stepanov, V. G. Popov, N. K. Fedorova, F. S. Kroshin, and A. R. Muzata, "The Automation of Client

- Servicing in University and College Admission Office," in 2023 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, Moscow, Russia, 2023, pp. 1-7, doi: 10.1109/IEEECONF56737.2023.10092103.
- [5] S. Hu, F. Ke, D. Vyortkina, P. Hu, S. Luby, and J. O'Shea, "Artificial intelligence in higher education: Applications, challenges, policy development, and additional considerations," in *Higher Education: Handbook of Theory and Research*, vol. 40, L. W. Perna, Ed. Cham, Switzerland: Springer, 2025, pp. 1-39, doi: 10.1007/978-3-031-51930-7_13-1.
- [6] Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), *Estadísticas de las Tecnologías de Información y Comunicación en los Hogares*. Lima, Perú: INEI, 2024.
- [7] N. A. Al-Madi, K. Abu Maria, M. A. Al-Madi, M. A. Alia, and E. Abu Maria, "An intelligent Arabic chatbot system proposed framework," in 2021 International Conference on Information Technology (ICIT), Amman, Jordan, Jul. 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICIT52682.2021.9491699.
- [8] M. R. A. Prasetya and A. M. Priyatno, "Dice similarity and TF-IDF for new student admissions chatbot," *Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)*, vol. 1, no. 1, pp. 1-8, 2022, doi: 10.31004/riggs.v1i1.5.
- [9] S. W. Taju, G. F. Mandias, J. H. Moedjahedy, A. K. Wahyudi, R. Rotikan, and E. Y. Putra, "AI-powered chatbot for information service at Klabat University by integrating OpenAI GPT-3 with intent recognition and semantic search," in 2023 5th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS), Pangkalpinang, Indonesia, Oct. 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICORIS60118.2023.10352259.
- [10] A. Aloqayli and H. Abdelhafez, "Intelligent chatbot for admission in higher education," *International Journal of Information and Education Technology*, vol. 13, no. 9, pp. 1348-1357, Sep. 2023, doi: 10.18178/ijiet.2023.13.9.1937.
- [11] H. Vega-Huerta, F. Gutierrez-Mejía, B. Calcina-Aguilar, O. Benito-Pacheco, P. De-la-Cruz-VdV, G. L. E. Maquen-Niño, and J. C. Lázaro-Guillermo, "ChatGPT-based conversational artificial intelligence system for virtual university admissions office client attention," *Ingénierie des Systèmes d'Information*, vol. 30, no. 4, pp. 945-952, 2025, doi: 10.18280/isi.300411.
- [12] E. Kasneci et al., "ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education," *Learning and Individual Differences*, vol. 103, p. 102274, 2023, doi: 10.1016/j.lindif.2023.102274.
- [13] D. Zawacki-Richter, V. I. Marín, M. Bond, and F. Gou-verneur, "Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 16, no. 39, 2019, doi: 10.1186/s41239-019-0171-0.
- [14] O. Okonkwo and S. Ade-Ibijola, "Chatbots applications in education: A systematic review," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, p. 100033, 2021, doi: 10.1016/j.caeai.2021.100033.
- [15] J. W. Creswell and J. D. Creswell, *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*, 5th ed. Thousand Oaks, CA, USA: Sage, 2018.
- [16] R. Hernández-Sampieri and C. Mendoza, *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. Ciudad de México, México: McGraw-Hill, 2018.
- [17] T. Otzen and C. Manterola, "Técnicas de muestreo sobre una población a estudio," *International Journal of Morphology*, vol. 35, no. 1, pp. 227-232, 2017, doi: 10.4067/S0717-95022017000100037.
- [18] W. J. Doll and G. Torkzadeh, "The measurement of end-user computing satisfaction," *MIS Quarterly*, vol. 12, no. 2, pp. 259-274, 1988, doi: 10.2307/248851.
- [19] L. R. Aiken, "Three coefficients for analyzing the reliability and validity of ratings," *Educational and Psychological Measurement*, vol. 45, no. 1, pp. 131-142, 1985, doi: 10.1177/0013164485451012.
- [20] L. M. Ecurra, "Cuantificación de la validez de contenido por criterio de jueces," *Revista de Psicología*, vol. 6, no. 1-2, pp. 103-111, 1988. doi: 10.18800/psico.198801-02.008.
- [21] L. J. Cronbach, "Coefficient alpha and the internal structure of tests," *Psychometrika*, vol. 16, no. 3, pp. 297-334, 1951, doi: 10.1007/BF02310555.
- [22] E. B. Wilson, "Probable inference, the law of succession, and statistical inference," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 22, no. 158, pp. 209-212, 1927, doi: 10.1080/01621459.1927.10502953.