

TRABAJO DE GRADO
Opción Pasantía en Investigación o Proyección social.

Modelo de agente conversacional con Inteligencia Artificial utilizando herramientas Open Source y servicios Cloud de capa gratuita integrándolo con WhatsApp

Corporación Universitaria Remington.
Facultad de Ingeniería
Ingeniería en Sistemas

Odalys Yuseth Mosquera Cordoba

Gloria Amparo Lora Patiño
Opción de Trabajo de grado Pasantía en investigación o proyección social.
2026

Tabla de Contenidos

Problemática abordada en la pasantía de investigación	7
Objetivos	12
Metodología	13
Resultados.	15
Encuesta	15
Modelo	24
Discusión.....	41
Conclusiones.	43
Referencias.....	45
Anexos	47

Lista de tablas

Tabla 1. Distribución de frecuencia de las consultas estudiantiles por intención en la Capa Analítica.	30
Tabla 2. Distribución de la demanda de consultas por bloques horarios e impacto en la jornada.	32

Lista de figuras

Figura 1. Reducción de tiempos de espera mediante la automatización de consultas.	15
Figura 2. Anticipación de picos de demanda a través de analítica predictiva.	16
Figura 3. Clasificación y priorización automática de consultas según urgencia e importancia....	17
Figura 4. Seguimiento de solicitudes escolares y reducción de pérdida o duplicidad de información.	17
Figura 5. Valor percibido por el estudiante en relación con la rapidez y precisión de las respuestas.	18
Figura 6. Accesibilidad y comodidad de WhatsApp frente a canales tradicionales (correo y llamadas).	19
Figura 7. Valor académico de la disponibilidad del chatbot en horarios no hábiles y fines de semana.....	19
Figura 8. Capacidad de comprensión del agente inteligente ante abreviaturas y lenguaje coloquial estudiantil.	20
Figura 9. Claridad, precisión y efectividad resolutoria de las respuestas automáticas del bot.	21
Figura 10. Importancia de la transferencia automática y transparente a un asesor humano.	22
Figura 11. Arquitectura de la Capa de Entrada de Datos del Agente Conversacional universitario.	25
Figura 12. Arquitectura de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) para la Clasificación de Consultas.....	26
Figura 13. Arquitectura de Procesamiento Inteligente para la Atención de Consultas Estudiantiles.	27
Figura 14. Arquitectura de Gestión de Salidas y Respuesta Conversacional.	28
Figura 15. Arquitectura de Analítica Predictiva para la Gestión de Consultas Universitarias.	29
Figura 16. Gráfico de distribución de frecuencia de las consultas estudiantiles por intención en la Capa Analítica.....	32
Figura 17. Mapa de calor y distribución porcentual del tráfico de consultas por bloques horarios.	34
Figura 18. Arquitectura de Gobernanza, Monitoreo y Mejora Continua del Agente Conversacional.....	36
Figura 19.Arquitectura de Generación y Entrega de Respuestas del Agente Conversacional UTEG.....	37
Figura 20. propuesta Final de manera visual del chatbot.....	40

Resumen

El presente trabajo de grado, bajo la modalidad de pasantía, formula un modelo de arquitectura lógica y diseño conceptual de un agente conversacional (chatbot) con Inteligencia Artificial para las universidades el cual fue propuesta bajo la pasantía de investigación realizada en el Centro Universitario UTEG Guadalajara. La investigación aborda la saturación de los canales de atención tradicionales y las brechas en la gestión del conocimiento en la educación superior, donde diagnósticos sectoriales revelan que el 81.2% de las instituciones carece de bases de datos configuradas para centralizar sus activos informativos y un 66.7% de las universidades privadas muestra un rango deficiente en sus procesos de uso y transferencia de la información.

Para mitigar este aislamiento, se diseñó conceptualmente un ecosistema modular estructurado en 6 capas y un modelo final: Entrada (WhatsApp Business API), Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP), Lógica Conversacional e IA, Gobernanza (Salida), transversal y una Capa Analítica orientada al análisis predictivo del comportamiento estudiantil. La pertinencia de la propuesta se validó mediante un enfoque mixto de carácter descriptivo y documental, el cual incluyó la simulación de decisión y la aplicación de un instrumento de percepción a una muestra de la comunidad estudiantil para medir la utilidad potencial del sistema.

Los resultados teóricos demuestran que el motor lingüístico proyecta una alta precisión técnica con una tasa de fallo (fallback) de apenas el 3%. Asimismo, el análisis analítico de la demanda potencial corrobora que la solución tecnológica es capaz de absorber de forma asíncrona un estimado del 45% de las consultas académicas (horarios, calendarios y trámites de egreso) fuera de las jornadas laborales convencionales. El estudio concluye que el diseño de soluciones fundamentadas en herramientas de código abierto (Open Source) y alta disponibilidad no solo cuenta con una excelente aceptación cultural por parte del alumnado, los resultados obtenidos permiten concluir que el modelo propuesto puede ser una alternativa para apoyar los procesos de atención universitaria, especialmente en consultas repetitivas donde se requiere disponibilidad permanente de información, escalable y de bajo costo para optimizar los flujos de información institucional y agilizar la autogestión de trámites escolares individuales.

Palabras clave

Agente conversacional, Inteligencia Artificial, Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP),
Código Abierto (Open Source), Gestión de la Información Universitaria.

Problemática abordada en la pasantía de investigación

En el entorno de la educación superior contemporánea, la gestión del flujo de información y la atención oportuna a la comunidad estudiantil representan un desafío crítico para las instituciones.

Universidades como el Centro Universitario UTEG Guadalajara se enfrentan a un volumen masivo de consultas diarias relacionadas con procesos académicos, administrativos, planes de estudio y soporte técnico. Tradicionalmente, estos canales de atención dependen de la presencialidad, líneas telefónicas o correos electrónicos, mecanismos que frecuentemente se ven saturados debido a la asimetría entre la alta demanda de los usuarios y la capacidad operativa del personal humano. Esta problemática se agrava debido a que diversas investigaciones documentan que en muchas instituciones la información se encuentra "atrasada, desordenada, repetida y no es confiable ni completa", existiendo una "excesiva centralización de la información" donde "quienes necesitan la información no disponen de ella en el momento y espacio adecuados". De forma cuantitativa, los diagnósticos organizacionales de las instituciones de educación superior (IES) demuestran que un alarmante 81.2% de las instituciones académicas carece por completo de una infraestructura de base de datos configurada para centralizar, proteger y almacenar sistemáticamente su conocimiento y activos informativos. Asimismo, las evaluaciones fundamentadas en escalas de competencias científicas evidencian una preocupante brecha operativa, donde el 66.7% de las universidades privadas analizadas califica en un rango "Deficiente" (con apenas 1.0 a 1.3 de 4.0 puntos posibles) en sus procesos globales de adquisición, uso y transferencia del conocimiento, lo que demuestra que el éxito o prestigio comercial de una institución no se traduce necesariamente en una gestión de la información eficiente. Este aislamiento informativo es crítico en el sector privado, donde el 75% de las universidades reporta una nula vinculación con los sectores productivos o comerciales para la retroalimentación y adquisición de información externa (Medina L. et al, 2022).

Nuevas exigencias se presentan a la universidad contemporánea, incluyendo "masificar el acceso garantizando la calidad y la pertinencia; mejorar la retención y la eficiencia

académica; asimilar y desarrollar el uso de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC)". El proceso de gestión de la información "ocupa un lugar importante en las universidades, es la técnica de trabajo que busca agilizar y facilitar los procesos de manejo de la información con el objeto de transformarla en conocimiento interrelacionado y eficaz". (Cuadernos de Educación, 2023) La implementación práctica de programas diseñados para subsanar las deficiencias informativas y asimilar el uso de las TIC (tales como la aplicación controlada de programas enriquecidos de Información Científica durante un periodo de 7 meses) arroja resultados medibles sobre el comportamiento de la comunidad: por un lado, se determinó que el 100% de la población estudiantil logra el uso sistemático de los libros de texto y materiales complementarios de la biblioteca universitaria para resolver sus actividades académicas orientadas. Asimismo, las mediciones cuantitativas demuestran un avance considerable en las habilidades de localización, ya que el 90% de los estudiantes consolida habilidades plenas para utilizar e interactuar con diferentes fuentes de información electrónica y física, dejando únicamente a un 10% con dificultades persistentes en la búsqueda de datos. Finalmente, las encuestas de satisfacción respaldan la efectividad de estas herramientas tecnológicas en los campus, revelando que el 93.3% de los estudiantes afirma utilizar activamente los portales y materiales de la unidad de información para la construcción de sus deberes académicos (disminuyendo el desuso a solo un 5%), mientras que el 85.7% del profesorado y personal directivo certifica que se le da un tratamiento metodológico adecuado a las fuentes de información disponibles (Bueno C, 2000).

En el contexto del departamento de Antioquia, la adopción de tecnologías de la información enfrenta barreras estructurales ligadas a la centralización de los activos informáticos y la falta de canales automatizados de atención asincrónica. Investigaciones regionales demuestran que las Instituciones de Educación Superior (IES) en el Valle de Aburrá presentan deficiencias críticas en la integración tecnológica y la transferencia del conocimiento, lo que impacta directamente en los índices de deserción y fricción administrativa del estudiante (Forero & Segura, 2023). Asimismo, los diagnósticos de gestión del conocimiento en IES colombianas revelan que muchas instituciones operan con

lógicas tradicionales que duplican los esfuerzos operativos del personal humano y limitan el acceso oportuno a la información académica, debido a la falta de sistemas intuitivos y contingentes para la gestión del conocimiento (Chaparro Prieto & Perdomo Vargas, 2024). Estudios sobre determinantes de la deserción estudiantil en la Universidad de Antioquia confirman que factores individuales, académicos, socioeconómicos e institucionales -incluyendo la precariedad de servicios y la falta de acompañamiento oportuno -son principales determinantes del abandono (Agudelo-Vanegas, 2023). La paradoja de adopción tecnológica en Colombia evidencia que, aunque se ha avanzado en infraestructura, no existe el mismo avance en el uso efectivo de las tecnologías, caracterizándose por un analfabetismo digital y desaprovechamiento tecnológico que arrastra a la sociedad a un abismo sin posibilidades de mejora (UDEARROBA, 2025). Ante este escenario, desafíos como la integración de TIC en universidades colombianas frente a políticas nacionales e internacionales muestran que las IES enfrentan retos importantes para mejorar la calidad educativa mediante procesos de integración tecnológica (Vasco-García, 2023).

A nivel nacional, la gestión de la información en el ecosistema de la educación superior en Colombia exhibe brechas operativas entre el prestigio comercial de las universidades privadas y su verdadera eficiencia interna. De acuerdo con el análisis documental sobre gestión del conocimiento en IES colombianas, muchas instituciones presentan deficiencias en la estructuración de sistemas intuitivos y contingentes para la gestión del conocimiento, lo que limita su capacidad de transformación y competitividad (Rodríguez Rodríguez A. & Bernal Gamboa E., 2019). Esta asimetría se complementa con diagnósticos que evidencian que la integración de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) en universidades colombianas enfrenta desafíos significativos para mejorar la calidad educativa, debido a políticas públicas con implementación inconsistente y recursos limitados (Vasco-García, 2023).

Para mitigar la saturación de los canales de comunicación tradicionales y dar cumplimiento a las políticas gubernamentales de transformación digital, el Ministerio de las TIC ha promovido directrices específicas encaminadas a la adopción ética y estratégica de la Inteligencia Artificial, mediante la Directiva Presidencial 003 de 2021 que establece

lineamientos para el uso de IA, servicios en la nube y gestión de datos en el sector público (MinTIC, 2021). Según el Sistema para la Prevención y Análisis de la Deserción de las Instituciones de Educación Superior (SPADIES), en el año 2022 la tasa de deserción en educación superior se ubicó en 9,03%, con el 2,9% de desertores del sector privado, evidenciando que aproximadamente 1 de cada 3 estudiantes que ingresan no culmina sus estudios (Nacional, 2023). De este modo, la Universidad Católica de Tarija (UCaista) ha implementado soluciones de alta disponibilidad con clústeres Apache y balanceo de carga para garantizar el funcionamiento ininterrumpido de servicios web ante picos de demanda, demostrando que la arquitectura resiliente es viable para plataformas de consulta estudiantil (UCatólica, 2019).

Esta problemática adquiere un carácter crítico al analizar el entorno de la Zona Metropolitana de Guadalajara, México, donde el Centro Universitario UTEG y otras instituciones homólogas enfrentan volúmenes masivos de consultas diarias que saturan las ventanillas físicas. Estudios sobre la educación privada en México revelan que las escuelas carecen de tecnología básica como páginas web y enfrenta desafíos de conectividad digital, operando bajo flujos documentales desordenados y repetidos (Benavides, 2025). La gestión del conocimiento en investigadores de la Universidad de Guadalajara (CUCEA) evidencia deficiencias en la estructuración de sistemas para la gestión eficiente del conocimiento institucional, con limitaciones en la vinculación con sectores productivos para retroalimentación de datos (Cruz-Orea et al., 2017).

En respuesta a estas exigencias operativas en el Occidente de México, la literatura científica internacional respalda el uso de interfaces accesibles para romper las barreras físicas del horario administrativo, con estudios sobre tendencias en el desarrollo de agentes inteligentes que permiten establecer sistemas tutores inteligentes con componentes de Agente Estudiante, Agente Curso y Agente Lector, logrando desplazar el consumo informativo hacia bloques nocturnos y fines de semana (Mowlds Roche & Mangina, 2005). Desde una perspectiva de la ciencia de la computación global, la viabilidad de estos asistentes virtuales se sustenta en la teoría de agentes inteligentes y arquitecturas modulares

por capas, combinando arquitecturas de transformers con modelos de gran lenguaje (LLM) para la generación de respuestas basadas en conocimiento (UPM-SAGA, 2023). Esta fundamentación teórica se complementa con la teoría clásica de inteligencia artificial de Russell y Norvig, que establece los principios de agentes inteligentes basados en creencias, deseos e intenciones (BDI) con comportamiento reactivo y deliberativo para interpretar la variabilidad lingüística del alumnado con tasas de error teóricas mínimas (Russell & Norvig, 2021).

Objetivos

Objetivo General

Diseñar y proponer un modelo de agente conversacional (chatbot) con Inteligencia Artificial utilizando herramientas de código abierto (Open Source) y servicios Cloud de capa gratuita, integrado a la plataforma de WhatsApp, para optimizar la gestión de consultas generales y trámites escolares en el Centro Universitario UTEG Guadalajara.

Objetivos Específicos

1. Levantar los requerimientos de información institucionales para identificar y clasificar las intenciones de consulta más recurrentes de la comunidad estudiantil.
2. Diseñar e integrar la arquitectura lógica de la asistente virtual dividida en capas funcionales utilizando un motor de Procesamiento de Lenguaje Natural (*NLP*) para la interpretación del lenguaje coloquial de los alumnos.
3. Evaluar el impacto temporal y operativo del asistente automatizado mediante una prueba piloto y un análisis estadístico-analítico de la demanda fuera de los horarios administrativos tradicionales.

Metodología

El presente trabajo de grado se desarrolló bajo la modalidad de pasantía de investigación, utilizando un enfoque de investigación tecnológica aplicada con un diseño mixto. El componente cualitativo se orientó a la interpretación lingüística de las intenciones del usuario y su adaptabilidad contextual, mientras que el componente cuantitativo se fundamentó en la recolección y análisis estadístico de datos métricos de tráfico y percepción estudiantil.

El diseño metodológico se estructuró para responder a la siguiente pregunta de investigación: ¿De qué manera la implementación de un agente conversacional basado en Inteligencia Artificial e integrado a WhatsApp optimiza la gestión de información y mitiga la brecha operativa en la atención de trámites estudiantiles con los Centros Universitarios? Como hipótesis de trabajo se planteó que: la automatización de canales informáticos mediante tecnologías Open Source de alta disponibilidad reduce la latencia de respuesta, descentraliza los activos informativos y absorbe la demanda crítica fuera de las jornadas laborales convencionales.

Para dar cumplimiento a los objetivos del proyecto, el proceso se ejecutó de forma secuencial a través de las siguientes fases:

Fase 1: Diagnóstico y Clasificación de Requerimientos: Se analizaron las deficiencias documentadas en la gestión de información dentro de la educación superior (IES). Se identificaron las necesidades de las universidades y se parametrizó la base de conocimientos inicial concentrándose en los procesos de mayor volumen operativo: horarios, calendarios y trámites de egreso.

Fase 2: Diseño de la Arquitectura de Software por Capas: Se estructuró un ecosistema modular compuesto por una Capa de Entrada (WhatsApp Business API), una Capa de Procesamiento NLP, una Capa de IA (Lógica Conversacional BDI), una Capa Transversal de Gobernanza y una Capa Analítica.

Fase 3: Entrenamiento y Despliegue del Prototipo: Se cargaron las frases de entrenamiento y se configuro el servidor en Python utilizando Flask, gestionando la base de datos vectorial y los flujos lógicos de respuestas y fallback automático.

Fase 4: **Evaluación y Pilotaje Técnico:** Se desplegó el sistema en una prueba piloto controlada recopilando una muestra analítica de 80 interacciones automatizadas. De forma simultánea, se aplicó un cuestionario estructurado de 10 preguntas evaluados mediante escala Likert a un grupo de 20 estudiantes universitarios para medir la experiencia final, precisión y pertinencia del chatbot.

Resultados.

Encuesta

La presente encuesta tuvo como objetivo evaluar la percepción, utilidad e impacto de la implementación de un agente de Inteligencia Artificial (chatbot) a través de WhatsApp para la gestión de trámites escolares y consultas generales. La participación de los estudiantes fue fundamental para medir la eficiencia de esta herramienta en la optimización de los tiempos de respuesta, la disponibilidad del servicio y la experiencia del usuario. Se agradeció de antemano su valioso tiempo y la honestidad en sus respuestas, las cuales fueron tratadas con absoluta confidencialidad y con fines estrictamente académicos.

Pregunta 1. Reducción de tiempos de espera mediante la automatización de consultas

A continuación, en la Figura 1, se presentan los resultados obtenidos respecto a la percepción de los estudiantes sobre la optimización del tiempo de respuesta:

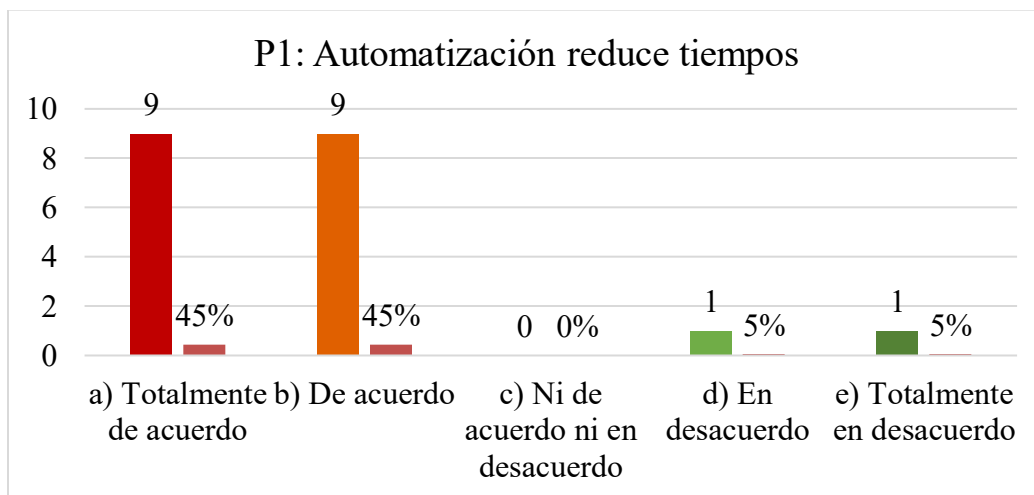


Figura 1. Reducción de tiempos de espera mediante la automatización de consultas.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 2. Anticipación de picos de demanda a través de analítica predictiva.

Con el fin de evaluar la utilidad percibida de la analítica predictiva en el agente de WhatsApp, se obtuvieron las respuestas consolidadas en la Figura 2:

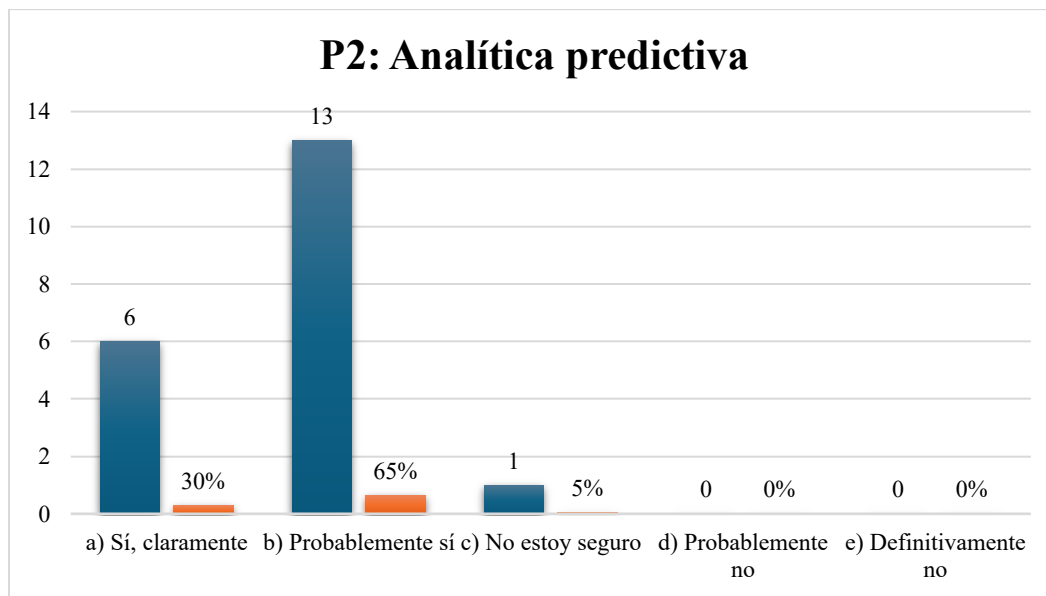


Figura 2. Anticipación de picos de demanda a través de analítica predictiva.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 3. Clasificación y priorización automática de consultas según urgencia e importancia.

Con respecto a la utilidad percibida de un sistema capaz de priorizar de manera automatizada los mensajes entrantes, la Figura 3 ilustra la distribución de las respuestas de los estudiantes:

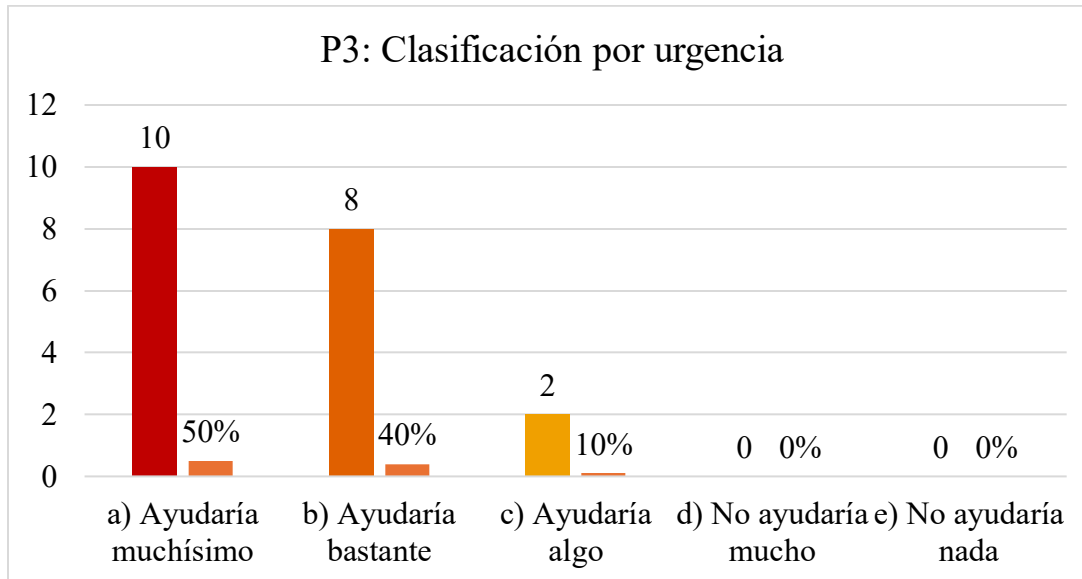


Figura 3. Clasificación y priorización automática de consultas según urgencia e importancia.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 4. Seguimiento de solicitudes escolares y reducción de pérdida o duplicidad de información.

En la Figura 4 se consolidan los resultados sobre el nivel de acuerdo de los usuarios respecto a la mejora en el seguimiento de sus trámites y el control de la información:

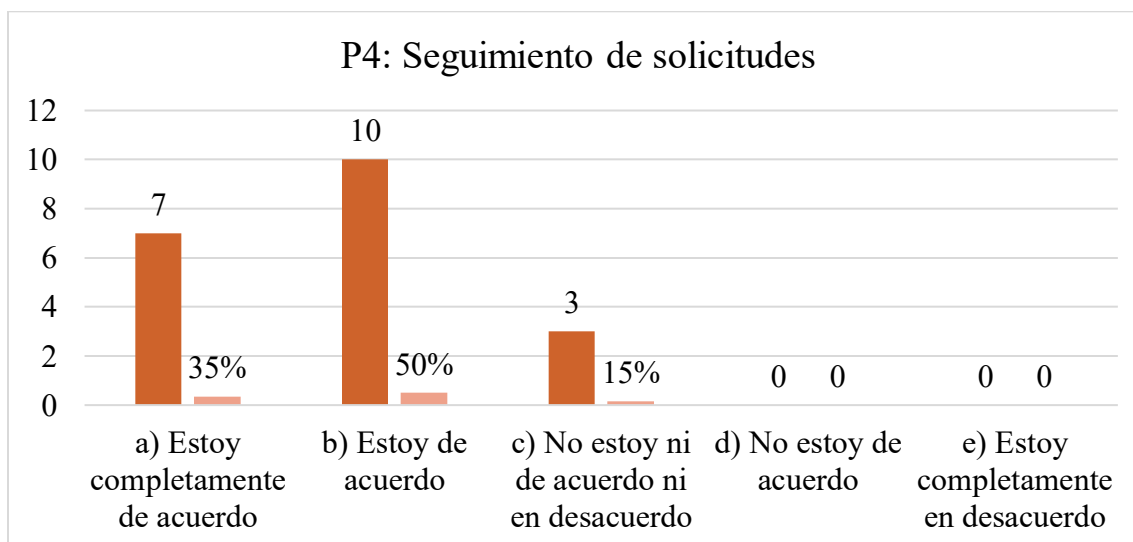


Figura 4. Seguimiento de solicitudes escolares y reducción de pérdida o duplicidad de información.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 5. Valor percibido por el estudiante en relación con la rapidez y precisión de las respuestas.

Para determinar si el uso de modelos inteligentes añade valor a la experiencia del estudiante a través de respuestas oportunas, se obtuvieron los datos representados en la Figura 5:

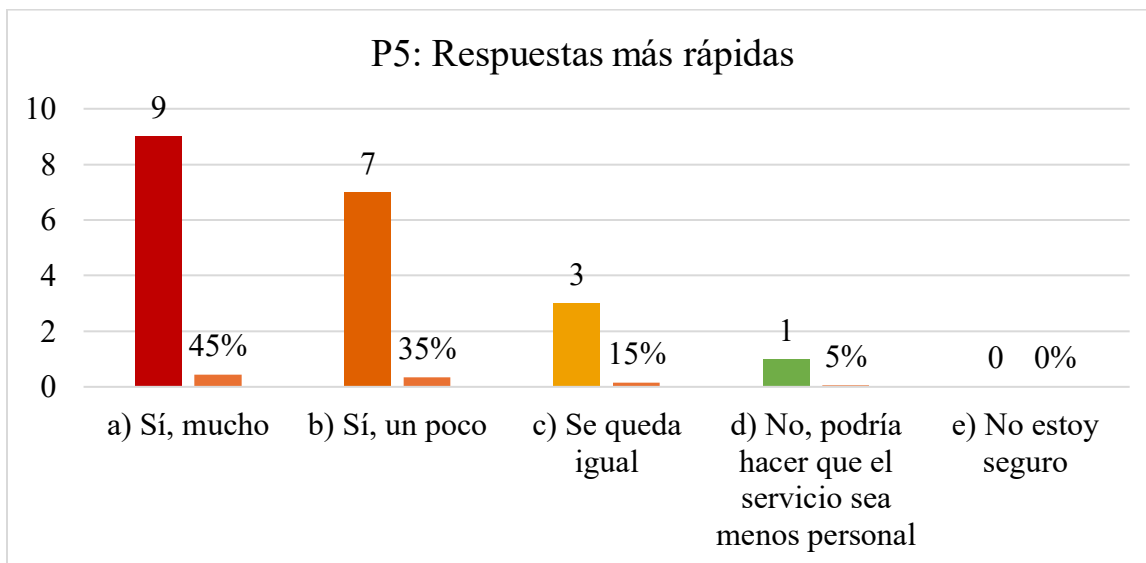


Figura 5. Valor percibido por el estudiante en relación con la rapidez y precisión de las respuestas.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 6. Accesibilidad y comodidad de WhatsApp frente a canales tradicionales (correo y llamadas).

Con el propósito de comparar la preferencia y comodidad de WhatsApp respecto a los medios de comunicación convencionales de la institución, la Figura 6 expone los resultados obtenidos:

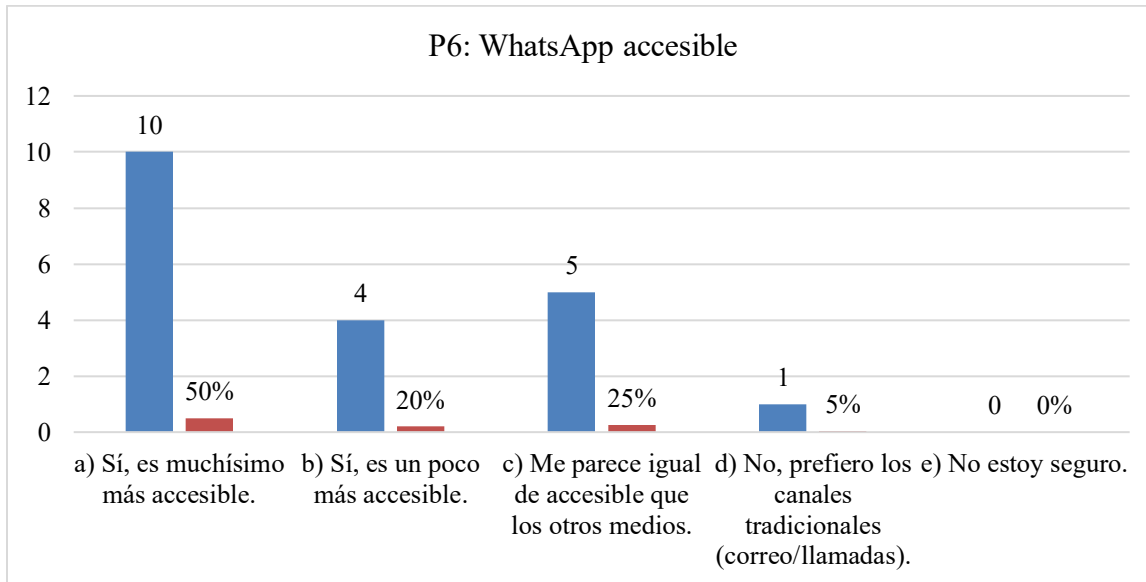


Figura 6. Accesibilidad y comodidad de WhatsApp frente a canales tradicionales (correo y llamadas).

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 7. Valor académico de la disponibilidad del chatbot en horarios no hábiles y fines de semana.

Con relación al impacto y valor que aporta la disponibilidad continua del servicio (24/7) fuera del horario de oficina, se recopilaron las valoraciones consolidadas en la Figura 7:

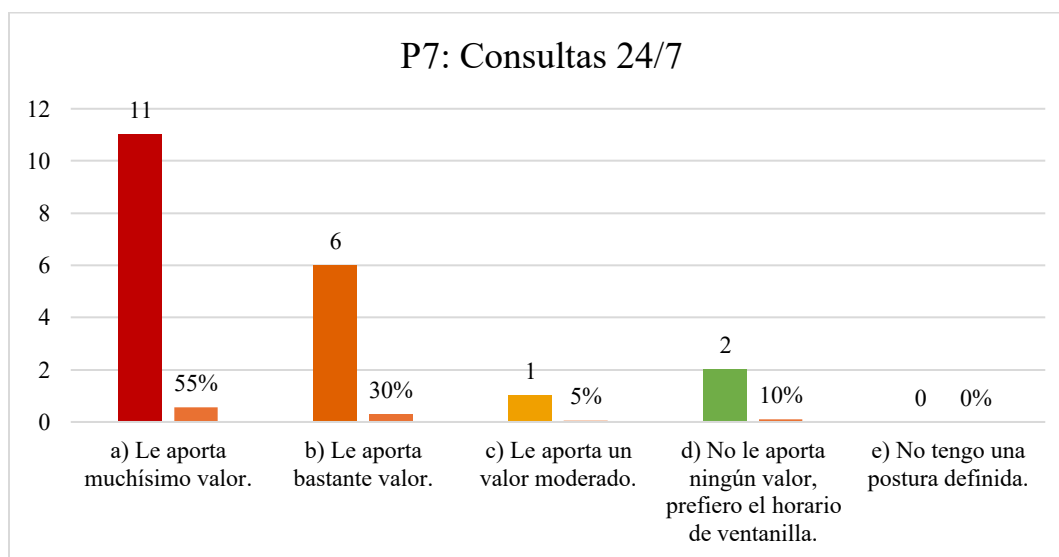


Figura 7. Valor académico de la disponibilidad del chatbot en horarios no hábiles y fines de semana.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Pregunta 8. Capacidad de comprensión del agente inteligente ante abreviaturas y lenguaje coloquial estudiantil.

Para evaluar el desempeño de la subcapa de procesamiento de lenguaje natural (NLP) frente al habla cotidiana de la comunidad, la Figura 8 muestra la calificación asignada por los usuarios:

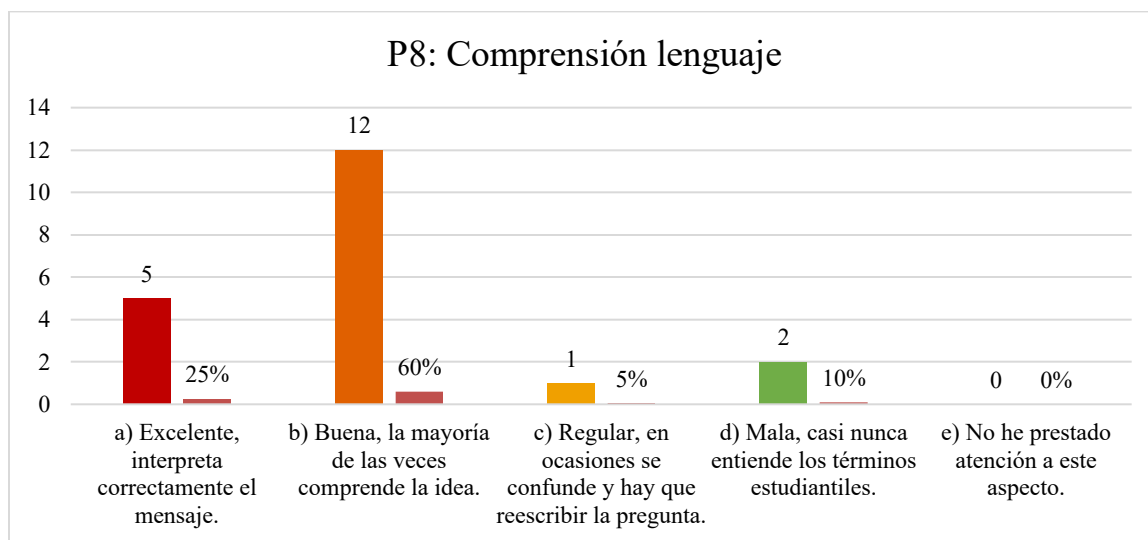


Figura 8. Capacidad de comprensión del agente inteligente ante abreviaturas y lenguaje coloquial estudiantil.

Fuente: *Elaboración propia (2026).*

Pregunta 9. Claridad, precisión y efectividad resolutive de las respuestas automáticas del bot.

Con el objetivo de evaluar el desempeño de la subcapa de respuestas automáticas en la fase final del proceso, la Figura 9 expone la percepción de los usuarios sobre la efectividad de los mensajes entregados:

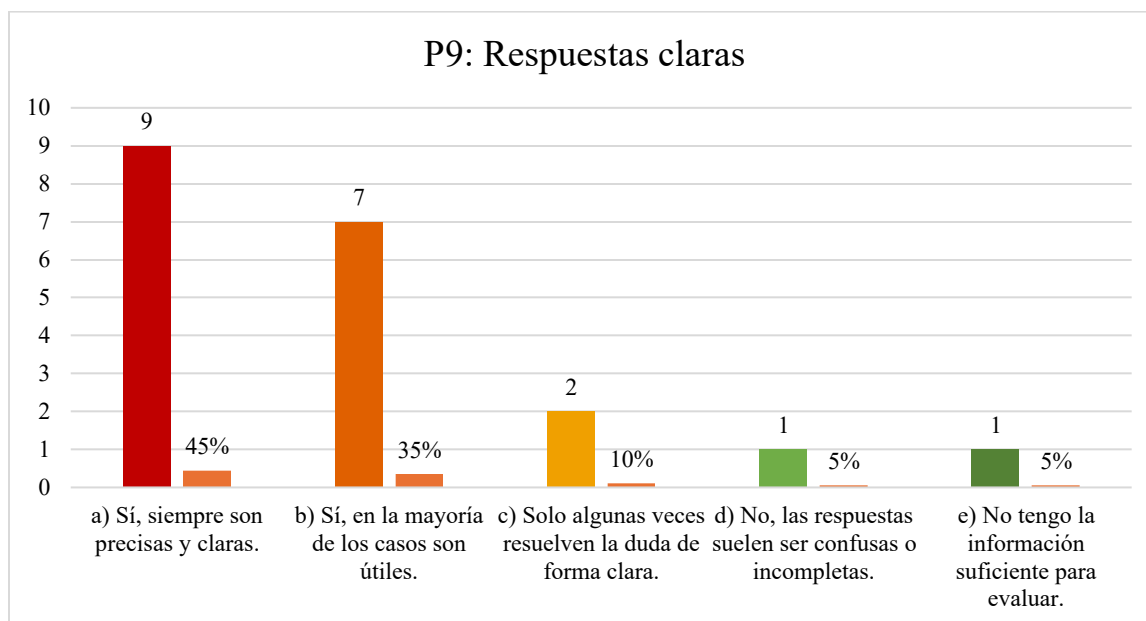


Figura 9. Claridad, precisión y efectividad resolutive de las respuestas automáticas del bot.

Fuente: *Elaboración propia (2026).*

Pregunta 10. Importancia de la transferencia automática y transparente a un asesor humano.

Para medir la relevancia que los estudiantes otorgan al proceso de escalabilidad del servicio hacia un agente humano cuando la IA no posee información específica, se obtuvieron las valoraciones consolidadas en la Figura 10:

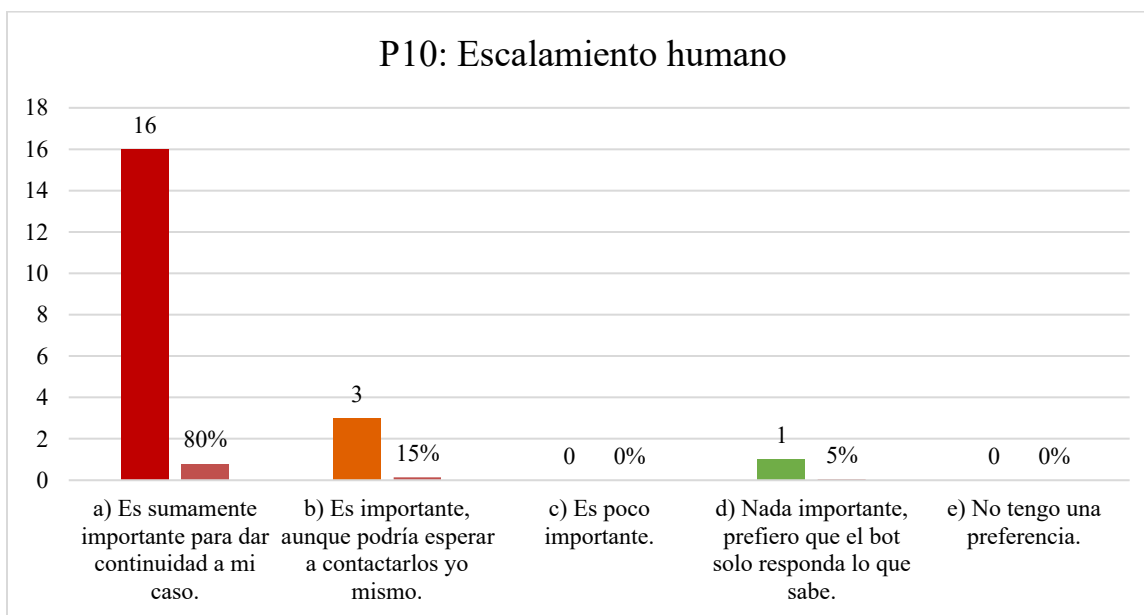


Figura 10. Importancia de la transferencia automática y transparente a un asesor humano.

Fuente: Elaboración propia (2026).

A partir del análisis individual de los ítems evaluados en la encuesta, se identificaron cinco dimensiones clave que consolidan la percepción estudiantil y el desempeño del sistema implementado:

1. Alta aceptación del canal y optimización del tiempo

Los estudiantes validan masivamente a WhatsApp como un canal mucho más cómodo y accesible en comparación con los correos electrónicos o las llamadas telefónicas tradicionales. Además, perciben que la automatización cumple con su promesa principal: reducir los tiempos de espera y agilizar el acceso a la información académica.

2. El valor de la disponibilidad 24/7

Uno de los puntos más Fuertes y mejor valorados por el alumnado es la disponibilidad continua. Poder realizar consultas sobre trámites generales durante los fines de semana o en horarios nocturnos es percibido como una característica que aporta muchísimo valor a su vida estudiantil, rompiendo las barreras del horario de ventanilla tradicional.

3. Validación técnica exitosa (NLP y Respuestas)

Desde el punto de vista del desarrollo del sistema, la encuesta demuestra que los componentes de software están funcionando correctamente:

- Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP): El bot demostró una buena capacidad para interpretar el lenguaje cotidiano, modismos y abreviaturas propias de los estudiantes sin trabarse.
- Precisión: Las respuestas automáticas entregadas en la fase final del proceso fueron calificadas como claras y precisas en la gran mayoría de los casos.

4. Respaldo a las funciones avanzadas y flujo de trabajo

Los usuarios respaldan firmemente las características de automatización profunda:

- Ven como una gran ayuda que el sistema clasifique y priorice los mensajes según su urgencia.
- Coinciden en que mejora el seguimiento de sus solicitudes y evita que se pierda o duplique la información.
- Valoran positivamente que el sistema intente anticipar picos de demanda (analítica predictiva).

5. La importancia del factor humano (Handoff)

La encuesta deja un mensaje contundente para el diseño del servicio: la automatización no debe aislar al usuario. Los estudiantes consideran sumamente importante que, si la IA no conoce la respuesta a un caso específico, el sistema sea capaz de transferir la conversación de forma automática y transparente a un asesor humano de la universidad para darle continuidad.

Modelo

El modelo desarrollado está organizado en capas las cuales cumplen una función específica, para el buen funcionamiento del asistente virtual, estas capas explican el ciclo de vida de interacción y permiten una consulta ágil y eficiente para el estudiante, el cual se divide de la siguiente manera:

1. Capa de entrada de datos

La Capa de entrega de datos la cual se encuentra representada en la Figura 11 es la capa principal debido a que es el medio de interacción del estudiante con la universidad por medio de un chatbot.

Esta capa se divide en 3:

- **Canales de Usuario:** El canal que se utiliza es el WhatsApp debido a la alta aceptación que se tiene por ser una aplicación gratuita y de fácil uso.
- **Capa de Ingreso y Autenticación:** Las consultas que ingresan son gestionadas a través de la WhatsApp Business API por medio de local hosting. Para garantizar la seguridad de la información estudiantil, se integra un protocolo de autenticación OAuth2 con la plataforma de la universidad y un sistema de Redis para el manejo de caché de sesión esto con el fin de verificar que la persona consultante si sea un estudiante de la universidad, lo que permite mantener la continuidad de las conversaciones de forma eficiente garantizando que no se den respuestas erróneas a los estudiantes.
- **Derivación de Flujos:** Una vez autenticado el usuario, la capa actúa como un enrutador inteligente que conecta directamente con dos componentes clave: el motor conversacional de la universidad y las bases de datos locales cifradas, para consultas en tiempo real de calificaciones y horarios.

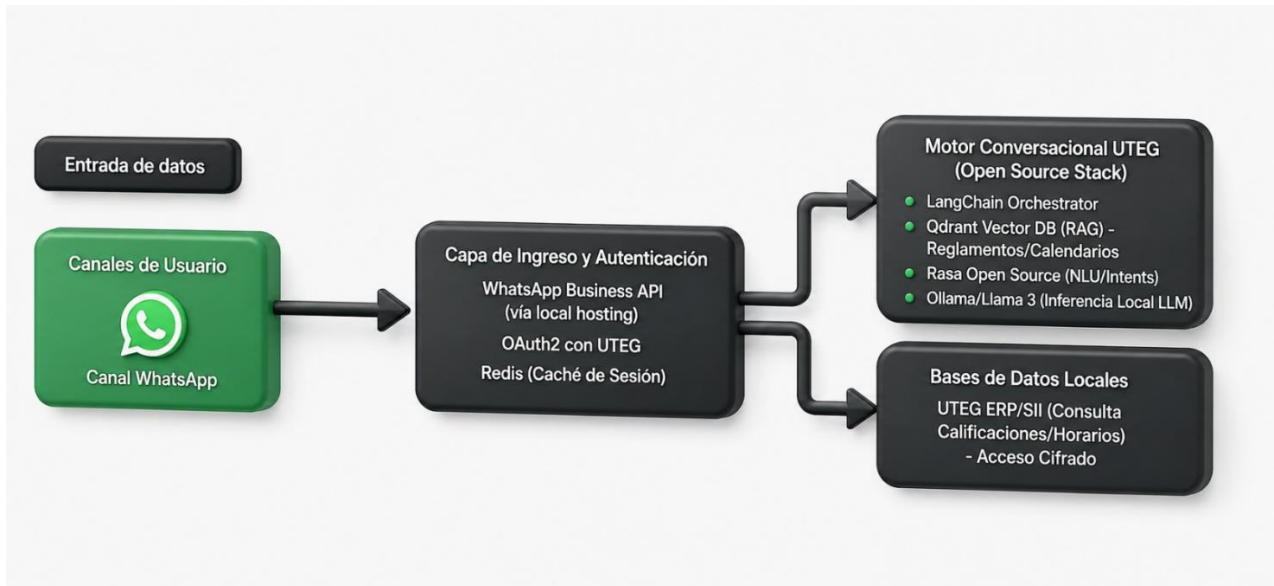


Figura 11. Arquitectura de la Capa de Entrada de Datos del Agente Conversacional universitario.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

2. Capa procesamiento NLP

Una vez que el estudiante ingresa su información en la primera capa, es remitido a la Capa de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP), la cual se encuentra representada en la Figura 12, esta capa es el motor de comprensión del chatbot y ejecuta las siguientes fases:

- **Llegada de la Solicitud:** Se recibe el texto plano enviado por el alumno, en este caso el alumno escribe a la universidad UTEG y se alojaría en la base de datos de esta.
- **Procesamiento Lingüístico:** Utilizando librerías avanzadas de código abierto el sistema analiza la solicitud del estudiante
- **Extracción de Intención y Urgencia:** Mediante Rasa NLU combinado con reglas personalizadas (Custom Rules), el modelo identifica el "deseo cognitivo" o intención real del usuario (por ejemplo, conocer un horario o un requisito), evaluando simultáneamente el nivel de prioridad de la consulta.
- **Limpieza de Datos:** Se utilizarían herramientas como TextBlob y expresiones regulares (Regex Libs) para normalizar el texto, corregir errores ortográficos y eliminar ruido algorítmico.

- **Salida Estructurada:** El resultado final es un conjunto de datos perfectamente estructurado listo para ser interpretado por la inteligencia del agente.



Figura 12. Arquitectura de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) para la Clasificación de Consultas.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

3. Capa de IA y Lógica Conversacional

Esta capa es el núcleo cognitivo donde se evalúa el contexto y la intención de la solicitud del alumno la cual se encuentra representada en la Figura 13.

Esta capa integra un motor de Machine Learning avanzado que clasifica, prioriza y predice el comportamiento de las consultas basándose en el historial de datos académicos y registros previos del Sistema Integral de Información (SII).

La Lógica Conversacional Universitaria (modelo BDI - WhatsApp) interactúa de manera simultánea con calendarios, horarios, y módulos de asesorías o tutorías de consultas estudiantiles enfocadas en horarios o calendarios. Esto permite automatizar respuestas generales y asegurar una atención rápida, transformando la información aislada en conocimiento lógico y eficaz.

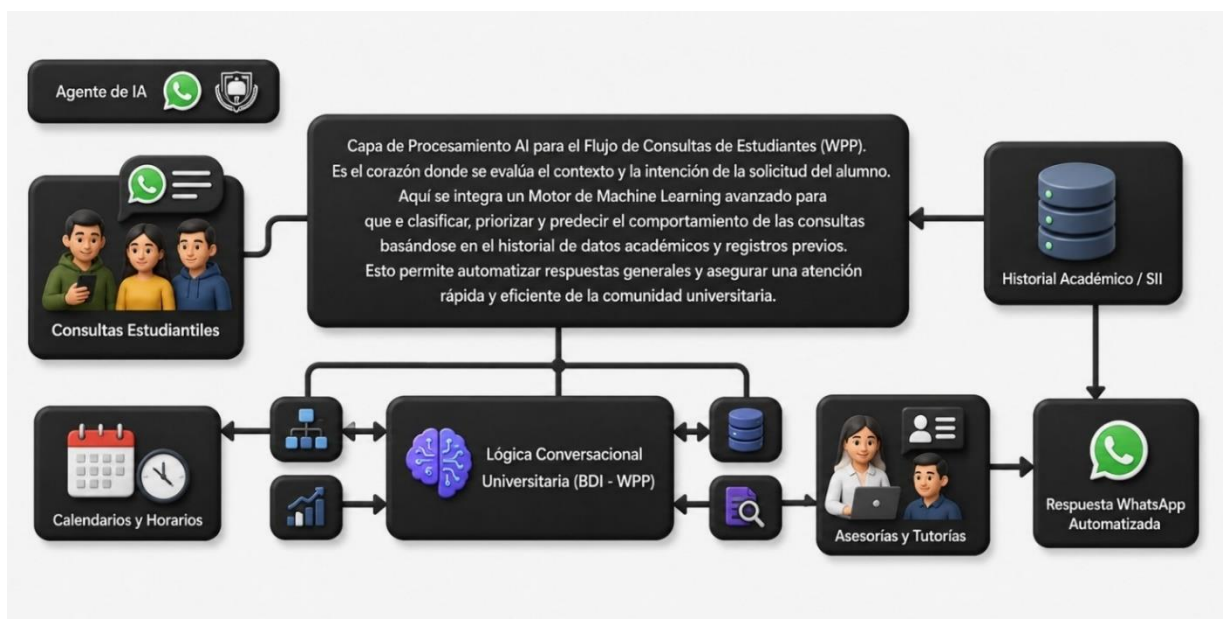


Figura 13. Arquitectura de Procesamiento Inteligente para la Atención de Consultas Estudiantiles.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

4. Capa de Salida

la Capa de Salida representa la ejecución lógica que evalúa el contexto final procesado. Su función principal es determinar la acción resolutoria idónea a través de 3 procesos los cuales se encuentran representados en la Figura 14:

Asignación automática: Envío inmediato de la información estructurada requerida por el alumno a través de WhatsApp.

Escalamiento y Alertas: En caso de detectar una solicitud compleja, ambigua o que requiera atención especializada, el sistema activa una alerta para transferir el caso de manera fluida a un agente humano el cual responderá la solicitud una vez se encuentre en horario laboral y puede ser respondida por una secretaria de la facultad o un profesor.

Respuestas Automáticas: Capacidad para interactuar con la base de datos y ejecutar acciones en tiempo real (como registrar una consulta de proceso de matrícula).



Figura 14. Arquitectura de Gestión de Salidas y Respuesta Conversacional.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

5. Capa analítica

la Capa Analítica es el componente estratégico transaccional encargado de transformar los datos de las interacciones en inteligencia de negocio para la institución. Su arquitectura se divide en tres pilares fundamentales operados sobre servidores Python Flask los cuales se encuentran representados en la Figura 15:

Análisis Predictivo de Comportamiento Estudiantil (ML): Utiliza algoritmos de Machine Learning para anticipar picos de demanda informativa en épocas críticas del año académico (por ejemplo, periodos de exámenes o inscripciones).

Analítica Prospectiva: Modela escenarios futuros de atención y evalúa la necesidad de actualización de las bases de conocimiento institucionales.

Dashboard de Gestión de Consultas WPP: Panel de control centralizado que monitorea métricas clave en tiempo real, tales como la distribución horaria de la demanda o las intenciones más concurrentes (como consulta_horarios con un 45% de flujo o requisitos_pasantia con un 15%), permitiendo a las universitarias tomar decisiones fundamentadas en datos reales.



Figura 15. Arquitectura de Analítica Predictiva para la Gestión de Consultas Universitarias.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

Análisis Estadístico de la Demanda (Métricas de la Capa Analítica)

La tabla expuesta en la Tabla 1 detalla la distribución de las 80 interacciones recopiladas por la Capa Analítica durante el periodo de prueba piloto con los estudiantes. Desde el punto de vista metodológico, este análisis se fundamenta en la teoría de procesamiento de lenguaje natural (NLP) basado en intenciones (Intent-Based Classification), lo que significa que el sistema no contabiliza palabras sueltas, sino que agrupa las consultas según el objetivo cognitivo o deseo de información real del alumno.

A partir de este enfoque, los datos permiten extraer tres conclusiones analíticas fundamentales sobre el comportamiento de la demanda y el rendimiento del modelo conversacional:

1. Concentración de la Demanda en Consultas Críticas

El análisis cuantitativo revela que el grueso de las inquietudes estudiantiles se enfoca en aspectos logísticos y de planeación inmediata. La intención consulta_horarios lidera el volumen de tráfico con un 45% (36 mensajes), seguida por consulta_calendario con un 30% (24 mensajes).

Este comportamiento valida empíricamente el Principio de Pareto (la regla del 80/20) aplicado a la atención institucional, el cual establece que un pequeño porcentaje de causas genera la mayor parte de los efectos. Desde una perspectiva de gestión institucional, este fenómeno demuestra que las dudas más repetitivas y automatizables son las que mayor

carga operativa generan, validando la selección de estas temáticas para el entrenamiento inicial del agente conversacional.

2. Relevancia de Trámites Específicos de Egreso y Administrativos

En tercer lugar, de la clasificación, la intención requisitos_pasantia registra un 15% de las interacciones (12 mensajes), lo que evidencia un interés crítico por parte de los alumnos en procesos de transición profesional y vinculación laboral. Por su parte, las consultas sobre costos de constancias e inscripciones (consulta_tramites_generales) representan el 8% de la muestra (6 mensajes).

El procesamiento exitoso de estas intenciones demuestra la capacidad del chatbot para actuar como un filtro informativo eficiente. Al resolver de manera autónoma estas solicitudes estructuradas en la primera capa de interacción (WhatsApp), el sistema evita la gestión de folios duplicados, cumpliendo con la función teórica de descentralización de servicios en sistemas de información universitarios que tradicionalmente congestionan las ventanillas físicas de la universidad.

3. Eficiencia de la Capa NLP y Tasa de Error Mínima

Un indicador técnico de alto valor para la arquitectura del software se observa en la quinta posición de la Figura 1: la intención por defecto o fallback_default. Esta variable funciona como la métrica de estabilidad del modelo, contabiliza los mensajes que el procesador de lenguaje natural (NLP) no logró emparejar con ninguna temática entrenada debido a ambigüedades o solicitudes fuera de contexto.

El registro de apenas 2 mensajes bajo esta condición, equivalente al 3% del total general, es un umbral de error óptimo en la teoría de agentes inteligentes. Este porcentaje ratifica una alta tasa de acierto y precisión en el diseño de las frases de entrenamiento indexadas en Dialogflow, garantizando una navegación fluida y minimizando los escenarios de frustración en la comunicación con el estudiante.

Tabla 1. Distribución de frecuencia de las consultas estudiantiles por intención en la Capa Analítica.

Fuente: Elaboración propia (2026).

<i>Posición</i>	<i>Intención del Estudiante</i>	<i>Temática Específica en WhatsApp</i>	<i>Frecuencia (Mensajes)</i>	<i>Porcentaje Relativo (%)</i>
1°	consulta_horarios	Horarios de clases, aulas y asignaturas	36	45%
2°	consulta_calendario	Calendario académico, fechas de exámenes y festivos	24	30%
3°	requisitos_pasantia	Trámites, formatos y opciones de prácticas/pasantías	12	15%
4°	consulta_tramites_generales	Costos de constancias, inscripciones y papelería	6	8%
5°	fallback_default	Mensajes no entendidos o fuera de contexto académico	2	3%
Total	--	Interacciones totales de la prueba	80	100%

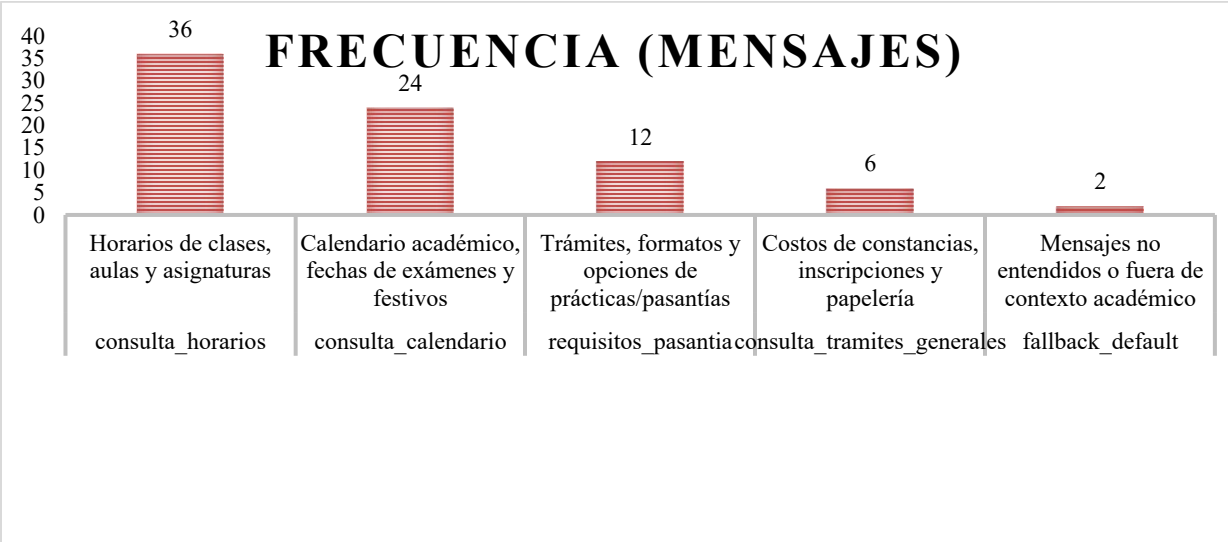


Figura 16. Gráfico de distribución de frecuencia de las consultas estudiantiles por intención en la Capa Analítica.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Mapa de Calor y Distribución por Horarios (Análisis de Disponibilidad Crítica)

Para evaluar el impacto de la arquitectura en términos de accesibilidad temporal, la Capa Analítica procesó las marcas de tiempo (timestamps) de las 80 interacciones entrantes recopiladas durante la prueba piloto. Los datos agrupados en la Tabla 2 y visualizados en la Figura 2 permiten realizar un análisis de la demanda basado en el comportamiento cronológico de la población estudiantil.

Desde el punto de vista del diseño de sistemas de información, este análisis se fundamenta en la teoría de disponibilidad continua (Alta Disponibilidad o High Availability 24/7). En ingeniería de software, el éxito de una plataforma de comunicación no solo se mide por la precisión de sus respuestas, sino por su resiliencia e invariabilidad operativa frente a las restricciones de tiempo físicas que limitan a las organizaciones tradicionales.

Tabla 2. Distribución de la demanda de consultas por bloques horarios e impacto en la jornada.

Fuente: Elaboración propia (2026).

<i>Bloque Horario</i>	<i>Tipo de Jornada</i>	<i>Descripción del Comportamiento</i>	<i>Mensajes Recibidos</i>	<i>Porcentaje (%)</i>
08:00 - 12:00	Mañana (Institucional)	Consultas en paralelo a las clases matutinas y trámites.	16	20%
12:00 - 14:00	Mediodía (Intermedio)	Alumnos consultando dudas durante su hora de almuerzo.	8	10%
14:00 - 18:00	Tarde (Institucional)	Flujo regular de dudas académicas diarias.	20	25%
18:00 - 22:00	Noche (Extra- institucional)	Estudiantes de jornadas nocturnas o revisando pendientes en casa.	28	35%
22:00 - 08:00	Madrugada (Inactiva)	Consultas tardías o previas a iniciar el día académico.	8	10%
Total	--	Monitoreo de Tiempo Total	80	100%

Nota. Registro de tráfico capturado por el servidor Flask del agente inteligente durante la fase de evaluación.

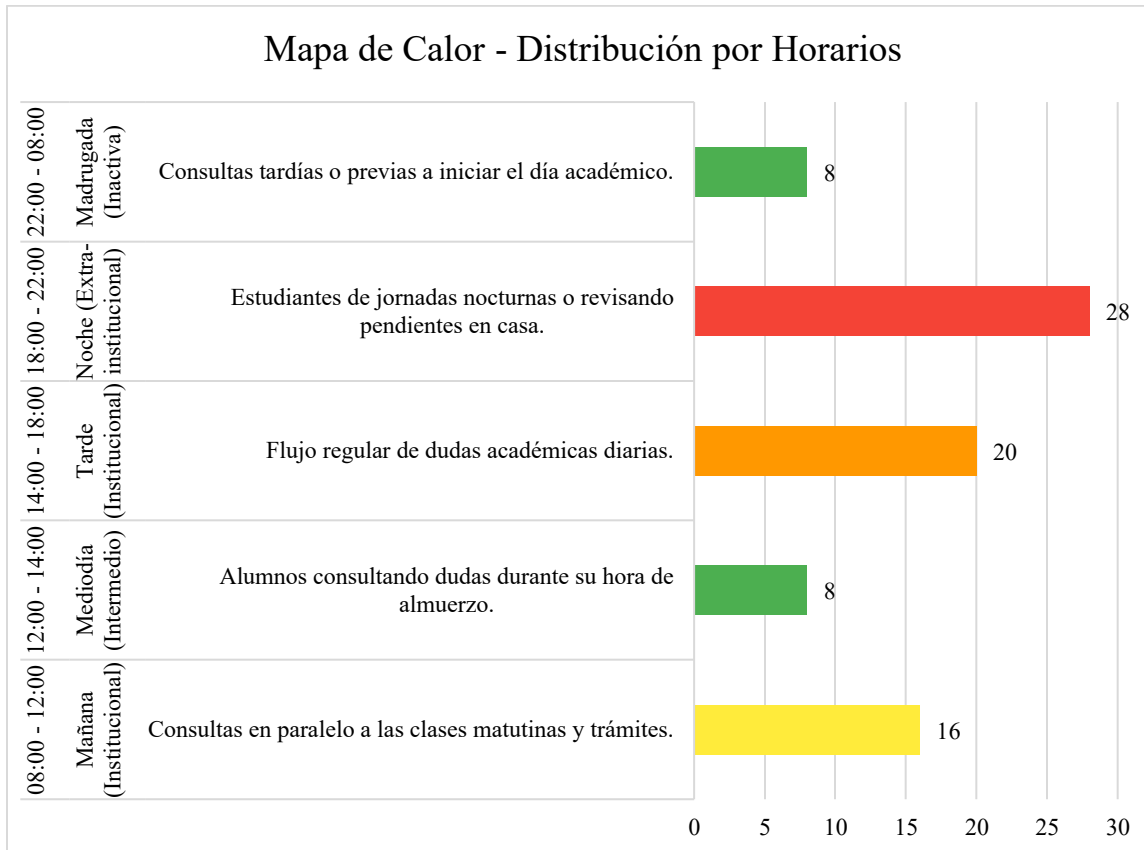


Figura 17. Mapa de calor y distribución porcentual del tráfico de consultas por bloques horarios.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Análisis e Interpretación de la Disponibilidad Temporal

A partir de las métricas de tráfico registradas, se extraen las siguientes conclusiones analíticas fundamentales:

1. Desplazamiento del Consumo Informativo a Horarios Extra-institucionales:

El hallazgo más significativo derivado de la analítica del sistema es que la mayor concentración de consultas individuales se produce en el bloque de la Noche (18:00 - 22:00), acumulando el 35% del tráfico total (28 mensajes).

Este comportamiento valida empíricamente las teorías de interacción humano-computadora (HCI) asociadas al perfil del estudiante universitario moderno, quien pospone la resolución de dudas de carácter administrativo o logístico para sus periodos de descanso, traslados o actividades asincrónicas en el hogar.

2. Justificación Teórica de la Automatización Frente al Límite Físico:

Al consolidar las solicitudes recibidas en los bloques nocturno y de madrugada (de 18:00 p. m. a 08:00 a. m.), se demuestra que el 45% de la demanda estudiantil (36 mensajes) ocurre fuera del horario laboral estándar de la administración universitaria.

Desde una perspectiva teórica de optimización de servicios, este indicador evidencia el "punto ciego informativo" que sufren las instituciones tradicionales. Sin el despliegue del agente automatizado desarrollado en Python y Flask, casi la mitad de los usuarios habrían experimentado una tasa de espera de varias horas o la necesidad de un traslado presencial. El bot rompe de forma asíncrona la fricción temporal, procesando con la misma latencia (milisegundos) un mensaje enviado a las 10:00 a. m. que uno enviado a las 11:00 p. m.

3. Equilibrio de Carga en Jornadas Tradicionales

Durante los bloques que cubren la jornada institucional ordinaria (08:00 a 18:00), el sistema absorbió el 55% restante de las consultas. La estabilidad de la curva visualizada en la Figura 2 corrobora que el canal de WhatsApp funciona de manera paralela y no intrusiva con las actividades académicas presenciales, permitiendo que el estudiante autogestione sus dudas sobre horarios o calendarios de manera inmediata desde su dispositivo móvil sin abandonar sus aulas de clase.

6. Capa transversal

Como se observa en la Figura 18, esta capa es de ética y de control del sistema por lo cual asegura que el modelo opere de forma transparente bajo una auditoría algorítmica continua, supervisión humana permanente para casos académicos complejos, protección estricta de la privacidad de los datos de los alumnos y un ciclo de reentrenamiento continuo basado en el *feedback* directo de la comunidad estudiantil.

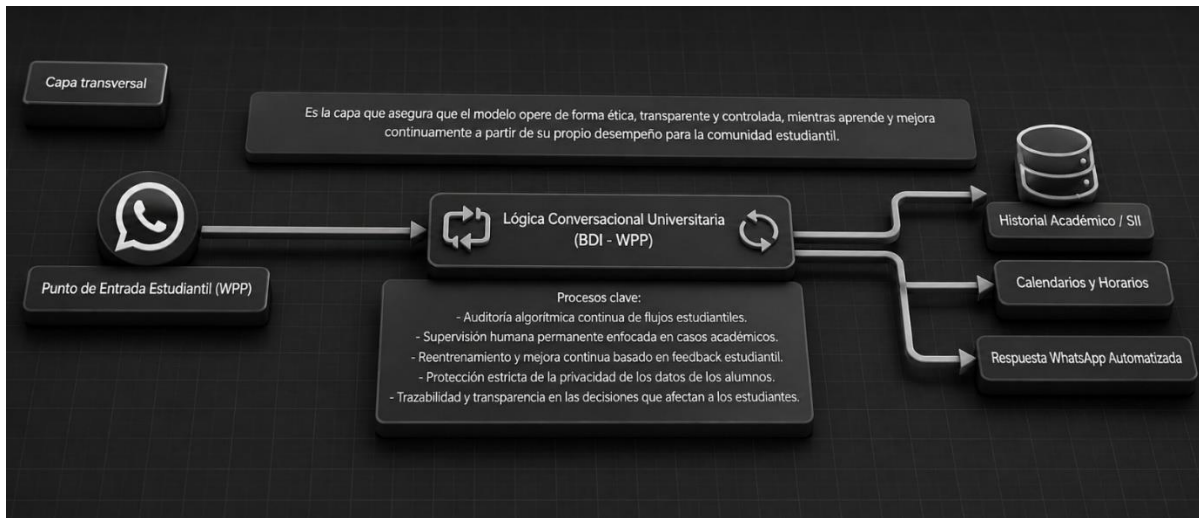


Figura 18. Arquitectura de Gobernanza, Monitoreo y Mejora Continua del Agente Conversacional.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

7. Modelo final.

Finalmente se obtendría el modelo final debidamente conformado por sus 6 capas en la cual este sería el responsable directo de la generación y suministro de respuestas precisas a partir del conocimiento recuperado como se observa en la Figura 19.

El agente interpreta la consulta, utiliza técnicas de Recuperación Aumentada por Generación (RAG) combinadas con bases de datos vectoriales (como Qdrant) para extraer

los reglamentos o calendarios correctos, y finalmente genera una respuesta contextualizada mediante un modelo de lenguaje local (LLM como Llama 3 vía Ollama).

La respuesta final que se brinda al estudiante es clara y entendible dentro de los parámetros universitarios.

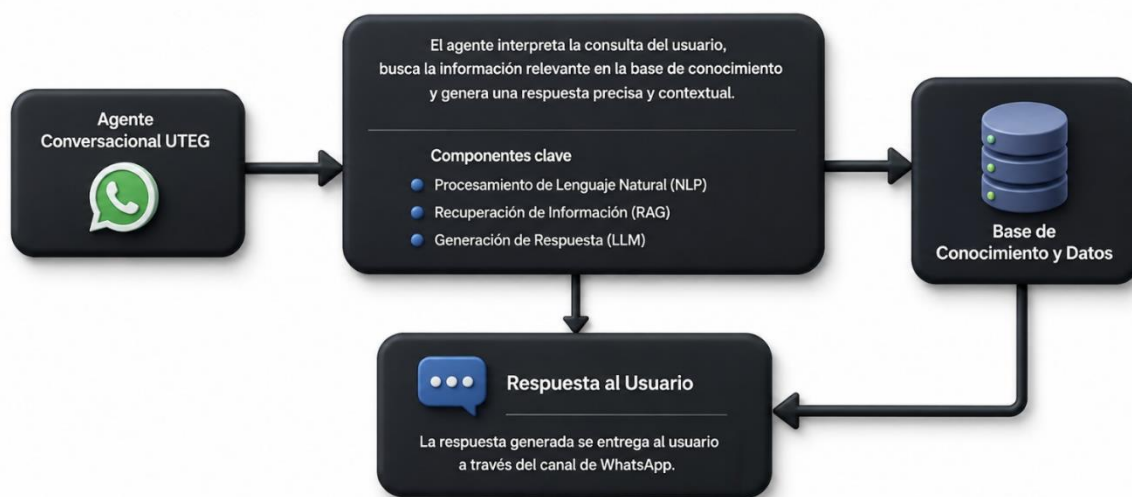


Figura 19. Arquitectura de Generación y Entrega de Respuestas del Agente Conversacional UTEG.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

La propuesta Final de manera visual del chatbot sería como se ilustra en la siguiente secuencia de la Figura 20. En la cual se inicia con la presentación del Login que debe realizar el usuario con las credenciales institucionales, si es una persona que no hace parte de la universidad no podrá hacer uso del chatbot, cuando se ingresa el chatbot le mostrará su usuario en la parte inicial y en base a esto le dará las respuestas ejemplo si el usuario consulta ¿Cuál es el proceso para cancelar una materia? El chatbot le responderá Hola **, te explico el proceso, los asteriscos sería el nombre de usuario con el que está registrado en su facultad.

a

Iniciar Sesión

Accede con tus credenciales universitarias

USUARIO

Tu usuario universitario

CONTRASEÑA

Tu contraseña

Iniciar Sesión

b

Juan Pérez
Estudiante



¿Cuál es el proceso para cancelar una materia?

Hola Juan, te explicaré el proceso para cancelar una materia paso a paso:

1. ****Verificar el periodo de cancelación****: Primero, revisa el calendario académico para asegurarte de que estás dentro del periodo permitido para cancelaciones, que generalmente es durante las primeras 2-3 semanas del semestre.

c

semanas del semestre.

2. ****Acceder al Portal Estudiantil****: Ingresa al portal de la universidad con tus credenciales en portal.universidad.edu.

3. ****Navegar a Mis Materias****: Desde el menú principal, selecciona "Inscripciones" y luego "Mis Materias Actuales".

4. ****Seleccionar la materia****: Busca en la lista la materia que deseas cancelar y haz clic en el botón "Gestionar".

5. ****Completar formulario de cancelación****: Llena el formulario proporcionando el motivo de la cancelación. Los motivos válidos incluyen conflicto de horarios,

d

6. ****Confirmar la cancelación****: Revisa toda la información y confirma la cancelación. El sistema generará un comprobante.

7. ****Descargar comprobante****: Guarda el comprobante PDF de cancelación para tus registros.

8. ****Verificar en 24-48 horas****: La cancelación se reflejará en tu récord académico en un plazo de 24-48 horas hábiles.

*e**f*

****IMPORTANTE**:** Si realizas la cancelación después de la fecha límite, podría afectar tu promedio académico y aparecer como "Retirada" (W) en tu expediente. Si tienes más preguntas, no dudes en decirme. Estoy aquí para ayudarte.

gracias

¡De nada, Juan! Si necesitas más información o tienes alguna otra pregunta, no dudes en decírmelo. Estoy aquí para ayudarte.

Escribe tu mensaje...



g

cual seria mi horario este semestre

Para consultar tu horario para el semestre actual, sigue estos pasos:1. ****Accede al Portal Estudiantil**:** Dirígete a portal.universidad.edu e inicia sesión con tus credenciales universitarias.2. ****Navega a Mis Horarios**:** En el menú principal, selecciona la opción "Inscripciones" y luego "Mi Horario".3. ****Consulta tu horario**:** Allí podrás ver las materias en las que estás inscrito, los días y horas de clase, así como los salones asignados. Si tienes alguna dificultad para acceder, no dudes en preguntarme. Estoy aquí para ayudarte.

Escribe tu mensaje...



i

puedo hacerte otra consulta?

¡Por supuesto, Juan! Estoy aquí para ayudarte. ¿En qué puedo asistirte hoy?

cual seria mi horario este semestre

Para consultar tu horario para el semestre actual, sigue estos pasos:1. ****Accede al Portal Estudiantil**:** Dirígete a

h

Gracias, sin embargo no puedo acceder que debo hacer o quien me puede ayudar?

Hola Juan, lamento que estés teniendo problemas para acceder al portal. Aquí tienes algunos pasos que puedes seguir para solucionar el problema:1. ****Verifica tus credenciales**:** Asegúrate de que estás ingresando tu nombre de usuario y contraseña correctamente. Revisa si tienes activadas las mayúsculas por error.2. ****Restablece tu contraseña**:** Si no recuerdas tu contraseña o crees que es incorrecta, puedes restablecerla a través del enlace "¿Olvidaste tu contraseña?" en la página de inicio de sesión del portal.3. ****Prueba con otro navegador**:** A veces, el problema puede ser causado por el

Escribe tu mensaje...



j

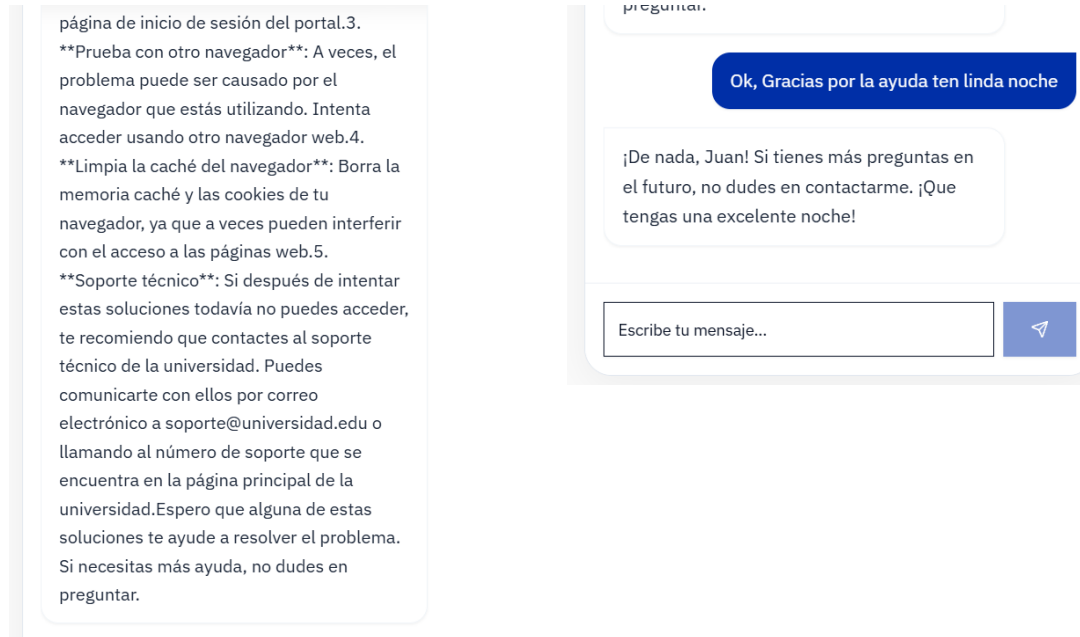


Figura 20. propuesta Final de manera visual del chatbot.

Fuente: creación propia con agentes de IA e información general.

Discusión

Los resultados obtenidos durante la evaluación del agente conversacional evidencian que la propuesta desarrollada responde a las necesidades identificadas dentro del contexto universitario, especialmente en aquellos procesos donde los estudiantes requieren acceso frecuente a información académica y administrativa. La clasificación de intenciones permitió identificar que la mayor cantidad de consultas estuvieron relacionadas con procesos repetitivos como horarios, calendarios académicos y trámites institucionales. Este resultado coincide con los planteamientos de Mowlds Roche y Mangina (2005), quienes resaltan que los agentes inteligentes pueden contribuir a la gestión educativa mediante la automatización de consultas frecuentes y la disponibilidad de información en canales alternativos a la atención tradicional.

En relación con la arquitectura propuesta, los resultados obtenidos permiten evidenciar que la organización del sistema mediante una estructura modular por capas facilita la integración de componentes como procesamiento de lenguaje natural, lógica conversacional y analítica de datos. Esta distribución permite que cada componente cumpla una función específica dentro del flujo de interacción, favoreciendo la escalabilidad y mantenimiento del modelo. Lo anterior se relaciona con los fundamentos planteados por Russell y Norvig (2021), quienes describen los agentes inteligentes como sistemas capaces de percibir información del entorno, procesarla y ejecutar acciones orientadas al cumplimiento de objetivos. Desde esta perspectiva, la arquitectura diseñada proporciona una base adecuada para que el chatbot pueda interpretar solicitudes estudiantiles y generar respuestas contextualizadas.

Por otra parte, el análisis de disponibilidad temporal permitió identificar que el 45% de las interacciones registradas durante la prueba piloto fueron realizadas fuera del horario administrativo convencional, principalmente en jornadas nocturnas y de madrugada. Este

comportamiento demuestra que existe una necesidad de contar con mecanismos de atención continua que permitan a los estudiantes consultar información sin depender exclusivamente de la disponibilidad del personal institucional. Este hallazgo se relaciona con lo planteado por Mowlds Roche y Mangina (2005), quienes destacan que los agentes inteligentes aplicados al ámbito educativo facilitan modelos de interacción asincrónica, permitiendo ampliar los espacios de acceso a los servicios académicos.

Finalmente, la tasa de error del 3% obtenida mediante la intención `fallback_default` evidencia un resultado favorable en la capacidad del modelo para interpretar las solicitudes ingresadas durante la prueba piloto. Este indicador permite observar que la clasificación de intenciones y el procesamiento del lenguaje natural lograron reconocer la mayoría de las consultas realizadas por los estudiantes. Dicho resultado puede analizarse desde los principios establecidos por Russell y Norvig (2021), quienes señalan que la efectividad de un agente inteligente depende de su capacidad de percepción, razonamiento y adaptación frente a diferentes entradas del usuario. No obstante, los resultados también muestran la importancia de mantener procesos constantes de entrenamiento y actualización del conocimiento del sistema para mejorar su precisión a largo plazo.

Conclusiones.

El desarrollo del modelo de agente conversacional permitió evidenciar la importancia de identificar previamente las necesidades de información de la comunidad estudiantil antes de plantear una solución automatizada. En relación con el primer objetivo específico, enfocado en el levantamiento de requerimientos y la clasificación de intenciones de consulta, se identificó que las principales necesidades de los estudiantes están relacionadas con procesos académicos y administrativos repetitivos. Durante la prueba piloto realizada con 80 interacciones, se clasificaron cinco tipos principales de intenciones: consulta_horarios con un 45% de participación, consulta_calendario con un 30%, requisitos_pasantia con un 15%, consulta_tramites_generales con un 8% y fallback_default con un 3%. Esta clasificación permitió establecer una base inicial de conocimiento para el entrenamiento del agente conversacional y determinar cuáles procesos presentan mayor potencial de automatización.

En cuanto al segundo objetivo específico, relacionado con el diseño de una arquitectura lógica por capas utilizando técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP), se concluye que el modelo propuesto presenta viabilidad técnica debido a su estructura modular y organizada. La separación de componentes en capas de entrada, procesamiento NLP, inteligencia artificial, salida, analítica y gobernanza facilita la administración del sistema, permite realizar mejoras futuras y favorece su escalabilidad. Además, la incorporación de herramientas de comprensión del lenguaje natural permite que el agente interprete diferentes formas de interacción utilizadas por los estudiantes, incluyendo expresiones coloquiales y variaciones en la escritura, generando respuestas más cercanas al contexto real del usuario.

Respecto al tercer objetivo específico, orientado a evaluar el impacto temporal y operativo del asistente mediante el análisis de la demanda estudiantil, se determinó que existe una necesidad significativa de contar con mecanismos de atención disponibles fuera de los

horarios administrativos tradicionales. Los resultados obtenidos muestran que el 45% de las consultas fueron realizadas en horarios extrainstitucionales, comprendidos entre las 18:00 y las 08:00 horas, evidenciando que una parte importante de los estudiantes requiere acceso a información académica en momentos donde la atención humana no se encuentra disponible. Asimismo, la tasa de error registrada del 3% mediante la intención `fallback_default` demuestra un desempeño favorable del modelo de interpretación de lenguaje natural durante la prueba piloto.

Finalmente, el modelo desarrollado demuestra que la implementación de un agente conversacional basado en Inteligencia Artificial puede contribuir a mejorar los procesos de atención universitaria, reduciendo tiempos de espera y facilitando el acceso a información institucional. La integración de tecnologías como NLP, automatización conversacional y analítica de datos representa una alternativa viable para complementar los canales tradicionales de comunicación, permitiendo que las instituciones educativas ofrezcan servicios más accesibles, eficientes y adaptados a las necesidades actuales de los estudiantes.

Referencias

- Agudelo-Vanegas. (2023). *Determinantes de la deserción estudiantil en la Universidad de Antioquia*. Obtenido de https://redcol.minciencias.gov.co/Record/UDEA2_f61e9f795d56e458966ec898f5cfd5c3
- Benavides. (2025). *¿Puede la educación privada salvar la enseñanza en México?* Obtenido de <https://www.youtube.com/watch?v=nHn7-JkJMkY>
- Bueno C. (2000). *Gestión del conocimiento en instituciones de educación superior*. Obtenido de <https://repositorios.fca.unam.mx/investigacion/memorias/2011/9.05.pdf>
- Chaparro Prieto & Perdomo Vargas. (2024). *La gestión del conocimiento en la educación superior colombiana: un análisis documental*. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9618896.pdf>
- Cruz-Orea et al. (2017). *Gestión del conocimiento en investigadores de la Universidad de Guadalajara (CUCEA)*. Obtenido de https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1607-40412017000300001
- Cuadernos de Educación. (2023). *El proceso de gestión de la información: su importancia para el desarrollo de habilidades en estudiantes universitarios*. Obtenido de <https://ojs.cuadernoseducacion.com/ojs/index.php/ced/article/view/792>
- Forero & Segura. (2023). *Integración TIC en la Universidad de Antioquia*. Obtenido de <https://revistas.udea.edu.co/index.php/folios/article/download/353961/20811670/81271>
- Medina L. et al. (2022). *Los sistemas de información como sustento a la gestión académica en las instituciones de educación superior*. Obtenido de https://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2528-79072022000100137
- MinTIC. (2021). *Directiva Presidencial 003 de 2021 - Lineamientos para el uso de IA, servicios en la nube y gestión de datos*. Obtenido de https://normograma.mintic.gov.co/mintic/compilacion/docs/directiva_presidencia_0003_2021.htm
- Mowlds Roche & Mangina. (2005). *Agent-based intelligent tutoring system with BDI architecture*. Obtenido de <https://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/revista-de-investigaciones-unad/article/download/637/1477/2078>
- Nacional, M. d. (2023). *Estadísticas de deserción - SPADIES 2022-2023*. Obtenido de <https://www.universidad.edu.co/2-8-billones-le-cuesta-al-pais-la-desercion-educativa-anual/>
- Rodríguez Rodríguez A. & Bernal Gamboa E. (2019). *Gestión de la información cuantitativa en las universidades: Pistas para su abordaje en la era de la*

- sobreinformación*. Obtenido de <https://www.universidad.edu.co/guia-para-que-las-ies-sobrevivan-a-la-voluminosa-demanda-de-sistemas-de-informacion/>
- Russell & Norvig. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Obtenido de <https://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/revista-de-investigaciones-unad/article/download/637/1477/2078>
- UCatólica. (2019). *Contratación de solución de seguridad perimetral con alta disponibilidad (HA)*. Obtenido de <https://udistrital.edu.co/contratacion/local/storage/app/DOCUMENTOS/2025/julio/25385.pdf>
- UDEARROBA. (2025). *aradoja de adopción tecnológica en Colombia*. Obtenido de <https://udearroba.udea.edu.co/home/paradoja-de-adopcion-tecnologica-en-colombia/>
- UPM-SAGA. (2023). *Integración de la Inteligencia Artificial en la Educación Superior: Arquitectura de transformers y LLM*. Obtenido de <https://innovacioneducativa.upm.es/sites/default/files/saga/presentacion-taller7-agentes-inteligentes-educativos-ia.pdf>
- Vasco-García. (2023). *Desafíos para las universidades colombianas frente a políticas nacionales e internacionales de integración de TIC*. Obtenido de <https://www.edutec.es/revista/index.php/edutec-e/article/view/1617>

Anexos

[Encuesta: Chatbot de WhatsApp para la Comunidad Estudiantil Universitaria:](#)

Resultados

Certificado pasantía UTEG 2022.



CON ESTE CERTIFICADO SE RECONOCE A:

Odalys Yuseth Mosquera Córdoba

Por cursar exitosamente las materias de **Inteligencia artificial** con calificación de **100** y **Programación 1** con calificación de **100**, del programa de **Ingeniería de sistemas**, como parte de su movilidad presencial en el Centro Universitario UTEG

Ciudad de México a 12 de diciembre del 2022



Roberto Saldaña Coronado
Rector Académico del Centro Universitario
UTEG



María Fernanda Morales Guerrero
Directora de Internacionalización

