

NinfaBot: Prototipo de Chatbot Integrado para Gestión de Finanzas Personales

Rodríguez Valentín Sinthia Katherine, Angarita Mora Diego Leonardo & Franco Calderon José Alejandro
Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano

Resumen - Este artículo presenta el diseño, desarrollo y evaluación de NinfaBot, un chatbot conversacional orientado a la gestión financiera personal, integrado con plataformas de mensajería como WhatsApp y una arquitectura modular basada en servicios de Microsoft Azure y OpenAI. A partir de un enfoque basado en intenciones y utilizando técnicas de fine-tuning, se entrenaron distintas versiones del modelo con datos sintéticos generados mediante Mockaroo, categorizando intenciones como saludo, ingreso, gasto y reporte. Se implementó un proceso de validación manual supervisada con más de 1.000 interacciones, donde la versión más equilibrada (v4) alcanzó tasas de precisión superiores al 60% en todas las intenciones, destacándose un 85,9% en registros financieros. Estos resultados demuestran que es viable adaptar grandes modelos de lenguaje a dominios específicos con conjuntos de datos sintéticos, reducidos y con recursos limitados. El trabajo confirma el potencial que existe al personalizar chatbots como herramientas efectivas y accesibles para promover la gestión financiera automatizando el control de ingresos y gastos personales.

Palabras clave: Chatbot financiero, Procesamiento de lenguaje natural, Fine-tuning, WhatsApp Business API y Gestión educativa financiera.

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, muchas personas enfrentan dificultades para hacer seguimiento y control de sus finanzas personales, especialmente en contextos donde el acceso a herramientas digitales es limitado o poco intuitivo. Esta problemática se acentúa considerando que gran parte de la población interactúa cotidianamente a través de aplicaciones de mensajería instantánea, pero no cuenta con soluciones automatizadas que integren funciones de gestión financiera dentro de esos mismos canales.

El avance en modelos de lenguaje e inteligencia artificial conversacional ha permitido el crecimiento del uso de chatbots en múltiples sectores, incluyendo comercio, salud, educación y servicios financieros. Esta diversificación ha demostrado su utilidad para automatizar procesos y mejorar la experiencia del usuario. Sin embargo, aún persisten desafíos relacionados con

la personalización del lenguaje, la adaptación a dominios específicos y la integración efectiva con plataformas de uso cotidiano como WhatsApp, especialmente cuando se dispone de recursos limitados.

Desde esta perspectiva, surge NinfaBot, un prototipo de chatbot conversacional orientado a facilitar el control de ingresos, gastos y consultas financieras personales desde una interfaz accesible. Su desarrollo plantea preguntas clave: ¿es posible adaptar modelos de lenguaje a un dominio financiero con pocos datos? ¿cómo mantener equilibrio entre precisión y cobertura de intenciones? ¿y qué limitaciones técnicas deben considerarse al desplegar este tipo de soluciones en la nube?

Este documento presenta el proceso técnico detrás de NinfaBot, incluyendo la definición de intenciones, la generación de datos como ejemplos para el entrenamiento, la implementación de una arquitectura funcional y la validación manual de más de 1.000 interacciones.

Este documento se estructura en cinco partes principales: el Marco Referencial, donde se contextualiza la problemática y se presenta el estado del arte; la Descripción del Desarrollo, que detalla las decisiones técnicas y metodológicas; la sección de Resultados, con el análisis de las versiones entrenadas; las Conclusiones, que resumen los hallazgos; y finalmente las Referencias utilizadas. A lo largo del documento se analizan los desafíos técnicos, los aprendizajes del proceso y el potencial de NinfaBot como solución aplicada a contextos reales.

II. MARCO REFERENCIAL

A. Estado del Arte

La implementación de chatbots ha demostrado su utilidad en muchos sectores, destacándose particularmente en servicios financieros, educativos y plataformas de atención al cliente. Muchos estudios han abordado las aplicaciones y arquitecturas necesarias para optimizar la funcionalidad de los chatbots en estas áreas.

En el sector financiero, el modelo propuesto por [1] presenta un análisis detallado de la eficacia de los chatbots, empleando tecnologías como Azure Search y Cognitive Services QnA Maker para mejorar los servicios de atención al

· Franco Calderon José Alejandro. Profesor. Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano (e-mail: josea.francoc@utadeo.edu.co).
· Rodríguez Valentín Sinthia Katherine. Alumna. Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano (email: sinthiak.rodriguezv@utadeo.edu.co).
· Angarita Mora Diego Leonardo. Alumno. Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano (email: diegol.angaritam@utadeo.edu.co).

cliente.

Por otro lado, la omnicanalidad se ha vuelto esencial en plataformas de servicio, como se destaca en [2], donde se implementa en la arquitectura de SAGICC para facilitar una atención personalizada y constante al cliente.

En el ámbito educativo, el estudio [4] explora el uso de chatbots para el aprendizaje de idiomas, utilizando una arquitectura en capas que incluye tecnologías HTML, CSS y JavaScript para mejorar la experiencia de los estudiantes.

La personalización en entornos de aprendizaje también es un tema central en [5], GPT-3.5, como herramienta educativa, destacando su implementación mediante técnicas de procesamiento de lenguaje natural (NLP). Se emplearon prompts estructurados para guiar las interacciones, optimizando su uso en la generación de recursos personalizados.

En otro análisis, [6] evalúa el uso de ChatGPT en anatomía veterinaria mediante prompts específicos, destacando su utilidad para consultas y casos clínicos. Sin embargo, se identifican limitaciones como errores terminológicos y confusión entre datos humanos y veterinarios. Se concluye que ChatGPT puede complementar el aprendizaje, pero no reemplaza prácticas esenciales como la disección.

Las conclusiones de [7] sugieren que la integración del chatbot basado en ChatGPT en Inblen S.A. mostró resultados positivos en la optimización de procesos administrativos. Aunque no se detalló la arquitectura técnica, el enfoque en la capacitación en ingeniería de prompts y el análisis post-implementación permitió reducir significativamente los tiempos de realización de tareas. El uso del chatbot disminuyó el tiempo de interpretación de estados financieros a 2 horas, la reportería en Excel a 5 minutos y tareas de compras a 3-5 minutos, lo que evidencia su impacto en la mejora de la eficiencia operativa y en la satisfacción de los colaboradores al contar con una herramienta que simplifica sus funciones.

Asimismo, el estudio [8] señala que la arquitectura SaaS combinada con algoritmos de inteligencia artificial resulta efectiva para personalizar la experiencia del usuario en plataformas de comercio electrónico.

En [9] se propone una arquitectura de referencia para la Industria 4.0, combina tecnologías como Apache Kafka, Storm, Cassandra y Zookeeper. Esta propuesta se basa en modelos de datos y flujos reactivos, con despliegue en entornos híbridos (edge, fog y cloud), logrando mejoras en la escalabilidad y eficiencia de los sistemas industriales.

Según [10], los chatbots implementados en estrategias de omnicanalidad facilitan la automatización de consultas frecuentes y mejoran la experiencia del cliente al permitir un seguimiento continuo de las interacciones en múltiples

canales. En el caso de Lozada Viajes, la implementación fue llevada a cabo por Macher IT y permitió integrar los canales web y aplicación, logrando que las interacciones comenzadas en uno pudieran continuarse en otro sin interrupciones. Como conclusión, el uso de esta tecnología mejoró la eficiencia operativa y reforzó la confianza de los clientes en los procesos de compra

Un enfoque en chatbots para soporte en aplicaciones empresariales se describe en [11], donde se destaca la implementación de un agente conversacional denominado BlenderBot 3. Este chatbot utiliza una arquitectura híbrida basada en modelos de lenguaje avanzados combinados con búsqueda de información en internet y memoria a largo plazo, permitiendo automatizar consultas comunes y adaptar dinámicamente sus respuestas mediante aprendizaje continuo.

El estudio [12] destaca que los chatbots educativos emplean tecnologías como Artificial Intelligence Markup Language (AIML) y herramientas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) para automatizar tareas y mejorar la interacción en plataformas de aprendizaje. Estos sistemas han demostrado beneficios como la personalización del contenido y la reducción de la carga administrativa de los docentes, facilitando procesos educativos eficientes y dinámicos.

El estudio [13] analiza el uso de chatbots como compañeros conversacionales en el aprendizaje de idiomas, utilizando tecnologías avanzadas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) y agentes conversacionales como Replika, Kuki y Wysa. Los resultados muestran que los chatbots mejoran la confianza y motivación de los estudiantes para practicar el idioma, además de ofrecer un entorno de interacción personalizado y adaptativo.

El análisis presentado en [14] incluye la evaluación de varios chatbots basados en marcos éticos de IA responsable, utilizando herramientas como la Checklist DEON, el AIIA, el ALTAI y las guías de Microsoft para IA conversacional. Los resultados indican que los chatbots que implementan directrices específicas de IA responsable muestran un mayor cumplimiento en áreas como privacidad y transparencia. Sin embargo, se concluye que muchos principios éticos son difíciles de verificar para los usuarios finales, lo que evidencia la necesidad de una mayor transparencia en los sistemas evaluados.

El modelo de cambio de comportamiento mediante chatbots, presentado en [15], utiliza tecnologías de procesamiento de lenguaje natural (NLP) avanzadas, incluyendo BERT y GPT-2, para generar diálogos adaptativos que promuevan la actividad física y una dieta saludable. Los resultados de estudios preliminares mostraron que los chatbots basados en este modelo mejoraron la adherencia a programas de actividad física y reducción de peso, especialmente cuando se integraron técnicas de personalización y seguimiento en tiempo real.

Según [16], los chatbots combinan tecnologías como AIML, RiveScript, ChatScript, y modelos avanzados como RNNs y transformers para ofrecer interacciones más naturales y precisas. Ejemplos destacados incluyen Microsoft Xiaolce, un chatbot social enfocado en crear vínculos emocionales con los usuarios, y Google Meena, un chatbot de dominio abierto capaz de mantener conversaciones fluidas en diversos contextos.

En [17], se analizan las arquitecturas y métodos de evaluación de los chatbots y sistemas de IA conversacional. Se destacan tres tipos principales de arquitecturas: sistemas basados en reglas, sistemas de recuperación de respuestas y modelos generativos que emplean redes neuronales recurrentes (RNN) y transformers. Las evaluaciones incluyen juicios humanos, estudios de usuarios y métricas automatizadas, buscando medir la relevancia, coherencia y experiencia del usuario. El documento concluye que los desafíos clave son la gestión del contexto, la personalización y las consideraciones éticas para garantizar interacciones más efectivas y responsables.

En [18], se describe un modelo de desarrollo de chatbots que incluye el uso de plataformas como Google Dialogflow, IBM Watson y Microsoft Bot Framework. La arquitectura presentada consta de componentes como comprensión del lenguaje natural (NLU), gestión de diálogo y bases de datos. Se destaca que la implementación de un chatbot en aplicaciones prácticas, como asistencia en diseño asistido por computadora (CAD).

En [19] analizan el uso de chatbots y arquitecturas omnicanales para mejorar la atención al cliente en MiPymes, integrando canales físicos y digitales. Destacan que los chatbots, como los de WhatsApp, optimizan la interacción en tiempo real. Menos del 1% ha implementado estas estrategias completas, pero quienes lo hacen logran mayor fidelización y eficiencia. Las barreras principales son financieras y de conocimiento tecnológico.

El trabajo en [20] propone un sistema de monitoreo basado en microservicios usando tecnologías como Elasticsearch y MongoDB, para gestionar transacciones de un Sistema de Gestión de Órdenes omnicanal. Los resultados muestran una mejora en tiempos de respuesta y reducción de errores críticos, con el desafío de mantener la escalabilidad y gestión eficiente de los servicios distribuidos.

La propuesta en [21] presenta una arquitectura de referencia para aplicaciones de Industria 4.0, utilizando tecnologías como Apache Kafka, Docker y Cassandra para gestionar grandes volúmenes de datos. Se plantea un metamodelo que permite automatizar el despliegue y monitoreo de sistemas en tiempo real. Los resultados destacan mejoras en escalabilidad y flexibilidad, aunque se enfrentan retos en la seguridad de los datos y en la gestión de plataformas distribuidas.

En [22] se propone crear chatbots inteligentes utilizando tecnologías como NLP, NLU y algoritmos de aprendizaje automático. La arquitectura incluye un gestor de diálogo basado en estados finitos, soporte multi-idioma y una aplicación visual desarrollada en Angular.

En [23] se propone un marco para seleccionar el chatbot óptimo mediante AHP y CoCoSo bajo conjuntos neutrosóficos, priorizando criterios como velocidad de respuesta. Mejora la precisión en la selección y reduce riesgos en situaciones de incertidumbre, destacando el desafío de adaptarse a entornos dinámicos.

En [24] se utiliza una metodología que combina honeypots, web scraping con Selenium, y análisis estático y dinámico para evaluar los riesgos de seguridad en chatbots de mensajería. Los resultados muestran que el 55% de los chatbots solicita permisos de administrador sin control adecuado, exponiendo a los usuarios a riesgos de privacidad.

En [25] analiza tecnologías como Dialog Flow de Google, Wit.ai de Facebook y LUIS de Microsoft para la creación e integración de chatbots. Estas plataformas permiten la generación de asistentes virtuales mediante APIs RESTful y procesamiento de lenguaje natural (PLN).

El artículo [26] describe una arquitectura que integra chatbots tradicionales con ChatGPT, utilizando tecnologías como procesamiento y generación de lenguaje natural (NLP y NLG), junto con aprendizaje por refuerzo (RLHF). Esta integración, implementada a través de API, permite mejorar la comprensión de intenciones y la generación de respuestas más naturales en diferentes aplicaciones.

En [27] se analiza el uso de un asistente virtual basado en chatbot en la educación superior en Ghana. Se utilizó un diseño cuasi-experimental con 68 estudiantes divididos en grupo experimental y de control. Tecnologías como la inteligencia artificial (AI) y chatbots facilitaron el aprendizaje, mostrando que el grupo expuesto al chatbot obtuvo mejores resultados académicos (81.1 vs. 65.2 puntos en promedio).

El artículo [28] presenta el desarrollo de un asistente virtual, llamado "UNADbot", para mejorar la atención a estudiantes y aspirantes en la UNAD. La solución combina tecnologías de inteligencia artificial (IA), procesamiento del lenguaje natural (NLP) y reconocimiento de voz, implementadas en la plataforma Google Cloud.

En [29] se usan tecnologías como AIML, NLTK, bases de datos relacionales (SQL) y cadenas de Markov, destacando su impacto en la interacción humano-computadora. La arquitectura de los chatbots se divide en componentes como el Respondedor, Clasificador y Graphmaster, lo que permite un procesamiento eficiente del lenguaje natural para generar respuestas precisas.

En [30] el artículo propone el marco FEEDAN, basado en aprendizaje federado, para el análisis de datos educativos en el contexto de Educación 4.0. Utiliza tecnologías como redes neuronales, regresión logística y bases de datos distribuidas, garantizando la privacidad al no compartir datos sensibles entre instituciones.

El trabajo en [31] se presenta "POOUPS", un chatbot educativo desarrollado con Google Dialogflow y Firebase. Utiliza NLP y ML para apoyar el aprendizaje de programación, mostrando resultados positivos en pruebas con estudiantes.

Para el trabajo en [32] "Botseriu" es un chatbot educativo desarrollado por la Universidad de Cádiz utilizando tecnología AIML y la plataforma Pandorabots. Diseñado para apoyar la enseñanza en asignaturas universitarias como Lingüística y Criminología, incorpora una base de conocimiento con 315 categorías y un trivial interactivo para reforzar contenidos. Los estudiantes valoraron su accesibilidad y potencial pedagógico, destacando su capacidad para resolver dudas y complementar la enseñanza.

En [33] el proyecto desarrolla un chatbot para la Secretaría de Educación de Girardot, utilizando tecnologías como MySQL, PHP con el framework Laravel, Vue.js, JavaScript, HTML y CSS.

Los autores de [34] proponen la integración de un chatbot con inteligencia artificial (IA) en un campus inteligente para personalizar el aprendizaje. Utiliza tecnologías como IoT, Big Data, Hadoop y aprendizaje automático (ML) en una arquitectura basada en capas que incluye adquisición de datos, análisis y toma de decisiones mediante chatbot.

En [35] se aborda el diseño de un asistente virtual enfocado en fortalecer la autorregulación del aprendizaje en entornos educativos virtuales. La solución combina una extensión para Google Chrome con un sistema servidor y base de datos, integrando herramientas como análisis de aprendizaje (Learning Analytics) y notificaciones emergentes personalizadas.

En cuanto a aplicaciones de aprendizaje automático, [36] detalla la implementación de un chatbot educativo utilizando tecnologías como inteligencia artificial (IA), procesamiento de lenguaje natural (NLP) y aprendizaje automático (ML). La herramienta fue desarrollada con Collect.chat y está diseñada para clases invertidas y aprendizaje colaborativo.

Portal ALCAbot, un chatbot educativo diseñado con RASA y bases de datos SQL/NoSQL, enfocado en estudiantes con altas capacidades. Utiliza NLP y gamificación para personalizar el aprendizaje y motivar a los alumnos [37].

En [38] "Cliobot" utiliza tecnologías como inteligencia artificial (IA), procesamiento de lenguaje natural (NLP) y

gamificación para enseñar historia. Se apoya en metodologías como diseño instruccional centrado en el usuario y la Taxonomía de Bloom, combinando narrativa histórica y herramientas digitales interactiva.

En [39] se analiza el uso de chatbots en universidades españolas, utilizando tecnologías como IA, NLP, RPA y CRM. La arquitectura organiza respuestas en bloques temáticos gestionados por bases de datos dinámicas. Los resultados muestran que los chatbots ofrecen un 60% de precisión en temas de acceso y 35% en gestión, pero presentan limitaciones en empleabilidad y dificultad de estudios.

Se destaca en [40] herramientas como ChatGPT, ITS y miMente IA, que utilizan NLP y aprendizaje automático para personalizar el aprendizaje y brindar retroalimentación, mejorando la educación y abordando desafíos éticos como la privacidad.

El chatbot del Proyecto Mentor [41] orienta a estudiantes de primer año en la Universidad Politécnica de Madrid, usando Python, SQL y la API de Telegram. Su arquitectura incluye una base de datos relacional y comandos personalizados para consultas académicas.

Las herramientas de IA como ChatGPT, Sistemas de Tutoría Inteligente (ITS) y miMente IA están transformando la educación. Estas tecnologías emplean NLP y algoritmos de aprendizaje automático para personalizar el aprendizaje, automatizar evaluaciones y proporcionar retroalimentación individualizada [42].

En [43] propusieron un chatbot para mejorar la atención al cliente en emprendimientos usando tecnologías como IA, NLP, CRM y plataformas de mensajería. La arquitectura del sistema incluye un diccionario conversacional, bases de datos SQL y la opción de enviar respuestas con imágenes relacionadas con catálogos de productos.

En [44] se propone el desarrollo de un sistema web responsivo para la gestión presupuestaria en universidades emplea tecnologías como PHP, MySQL, HTML5 y CSS3.

Se propone en [45] un chatbot para Club Premier, utilizando IA, NLP y la plataforma Aivo. La arquitectura integra canales como WhatsApp y Messenger, mejorando la eficiencia del servicio y tiempos de respuesta.

En [46] se explora el uso de chatbots de IA en la educación, destacando tecnologías como modelos de lenguaje avanzados (ChatGPT, Bard), NLP, aprendizaje automático y redes neuronales profundas. Además, se integran sistemas de tutoría inteligente (ITS) y plataformas como Google Classroom y Microsoft Teams, optimizando la personalización del aprendizaje y la interacción educativa.

B. Marco conceptual

API (Interfaz de Programación de Aplicaciones): Se define en [47] como un conjunto de reglas que permite que diferentes programas de software se comuniquen entre sí.

Chatbot: es un programa informático que simula la conversación humana con un usuario final. No todos los chatbots están equipados con inteligencia artificial (IA), pero los chatbots modernos utilizan cada vez más técnicas de IA conversacional como el procesamiento del lenguaje natural (PLN) para comprender las preguntas de los usuarios y automatizar las respuestas [48].

Cloud (o la nube): Es el término que se utiliza para describir una red mundial de servidores, cada uno con una función única. La nube no es una entidad física, sino una red enorme de servidores remotos de todo el mundo que están conectados para funcionar como un único ecosistema. Estos servidores están diseñados para almacenar y administrar datos, ejecutar aplicaciones o entregar contenido o servicios, como streaming de videos, correo web, software de ofimática o redes sociales [49].

Educación Financiera: El proceso de aprender sobre la gestión financiera, incluyendo presupuestos, ahorro, inversión y comprensión de productos y servicios financieros [47].

Fintech (Tecnología Financiera): Es un sector integrado por empresas que utilizan la tecnología para mejorar o automatizar los servicios y procesos financieros. El término fintech hace referencia a un sector en rápido crecimiento que se orienta a los intereses de los consumidores y a las empresas [50].

Fine-Tuning: El proceso de hacer pequeños ajustes a un modelo de aprendizaje automático o sistema para mejorar su rendimiento [47].

Inteligencia Artificial (IA): Es un campo de la ciencia relacionado con la creación de computadoras y máquinas que pueden razonar, aprender y actuar de una manera que normalmente requeriría inteligencia humana o que involucra datos cuya escala excede lo que los humanos pueden analizar [51].

Machine Learning (Aprendizaje Automático): Es una disciplina del campo de la Inteligencia Artificial que, a través de algoritmos, dota a los ordenadores de la capacidad de identificar patrones en datos masivos y elaborar predicciones. Este aprendizaje permite a los computadores realizar tareas específicas de forma autónoma, es decir, sin necesidad de ser programados [52].

Marcos Éticos en IA: Un conjunto de principios que guían el desarrollo y uso responsable de la inteligencia artificial, asegurando que los sistemas sean justos, transparentes y respeten los derechos humanos [47].

Omnicanal: Define actualmente a uno de los modelos de negocio más buscados en todo el mundo. Y no es para menos: a fin de cuentas, se refiere a la omnipresencia de los clientes (e, idealmente, de las marcas) en los más diversos canales de atención y conversión [53].

Presupuesto Personal: Es un plan de gastos que traza la cantidad de ingresos versus la cantidad de gastos durante un período de tiempo específico. Muchas facturas, como los costos de la vivienda, los servicios públicos, las suscripciones y más, vencen mensualmente, por lo que el presupuesto típico se prepara para un mes completo [54].

Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN): Es el campo de conocimiento de la Inteligencia Artificial que se ocupa de la investigar la manera de comunicar las máquinas con las personas mediante el uso de lenguas naturales, como el español, el inglés, el chino, entre otros [58].

SQL (Structured Query Language): El lenguaje de consulta estructurada (SQL) es un lenguaje de programación para almacenar y procesar información en una base de datos relacional. Una base de datos relacional almacena información en forma de tabla, con filas y columnas que representan diferentes atributos de datos y las diversas relaciones entre los valores de datos [55].

.NET: Es una plataforma para desarrolladores de código abierto, multiplataforma y gratuita diseñada para compilar muchos tipos de aplicaciones diferentes. Puede ejecutar programas escritos en varios lenguajes, siendo C# el más popular. Se basa en un entorno de ejecución de alto rendimiento que muchas aplicaciones a gran escala usan en producción [56].

SaaS (Software como Servicio): El software como servicio, abreviado SaaS, es un método basado en la nube que proporciona software a los usuarios. Los usuarios de SaaS se suscriben a una aplicación en lugar de tener que comprarla e instalarla. Los usuarios pueden iniciar sesión y hacer uso de una aplicación SaaS desde cualquier dispositivo compatible a través de Internet [57].

III. DESCRIPCIÓN DEL DESARROLLO

A. Contexto general

El desarrollo del chatbot Ninfa surge como una solución tecnológica para la gestión de gastos personales, proporcionando una herramienta accesible e intuitiva para los usuarios. Su objetivo principal es automatizar consultas financieras personales y asesorar en la administración de gastos, facilitando interacciones fluidas en lenguaje natural.

Para su implementación, se evaluaron diversas plataformas de inteligencia artificial, como LLaMA y Gemini, pero fueron descartadas debido a su documentación limitada y la dificultad inicial en la integración de componentes. Finalmente, se ha optado por ChatGPT, debido a su amplio soporte técnico, facilidad de personalización mediante fine-tuning y compatibilidad con múltiples entornos.

El chatbot opera bajo un modelo basado en intenciones, lo que significa que primero analiza el mensaje del usuario para identificar su intención antes de generar una respuesta. La Figura 1 representa el flujo interno de procesamiento de un mensaje dentro de NinfaBot.

El proceso inicia en el paso 1, donde el usuario envía un mensaje desde WhatsApp o desde la interfaz web (Front Auxiliar). Ese mensaje llega al backend de la aplicación, desarrollado en .NET y alojado en Azure App Services, donde se activa la lógica de negocio y se prepara el flujo de análisis.

En el paso 2, el mensaje es transformado en un prompt para clasificación de intención, el cual se envía a la API de ChatGPT. Aquí, el modelo analiza el contenido y devuelve una respuesta que, en el paso 3, identifica la intención del mensaje (por ejemplo, si se trata de un saludo, una solicitud de reporte financiero o un registro de gasto).

Con la intención ya detectada, en el paso 4 se genera un nuevo prompt final, estructurado específicamente según esa intención. Este segundo prompt también es enviado al modelo GPT, que responde con un texto más detallado y personalizado (paso 5), el cual puede incluir cálculos, recomendaciones o respuestas ajustadas a los datos del usuario. En este punto, el backend puede consultar o actualizar la información almacenada en Azure SQL Database, dependiendo de si se requiere acceder a datos financieros previos o guardar una nueva transacción.

Finalmente, en el paso 6, la respuesta final es enviada de vuelta al usuario a través del mismo canal por el que se inició la conversación.

Este flujo permite que NinfaBot no solo responda a mensajes como un “chatbot tradicional”, sino que primero comprenda la intención, construya un mensaje adecuado al contexto, consulte la base de datos si es necesario y devuelva una respuesta con sentido y utilidad, manteniendo la conversación fluida gracias a la integración entre Azure, ChatGPT y Meta Developers.

- **Recepción del mensaje:** el usuario envía un mensaje en lenguaje natural.
- **Procesamiento del mensaje:** el sistema lo analiza y lo direcciona al módulo de búsqueda de intención.
- **Identificación de intención:** se determina si el usuario desea saludar, consultar gastos, registrar transacciones, u otras acciones relacionadas.

- **Generación del prompt final:** se estructura la consulta para el modelo de IA.
- **Generación de la respuesta:** el chatbot formula una respuesta basada en la intención detectada y el contexto de la conversación.
- **Entrega de la respuesta:** el usuario recibe la información solicitada a través del canal de mensajería.

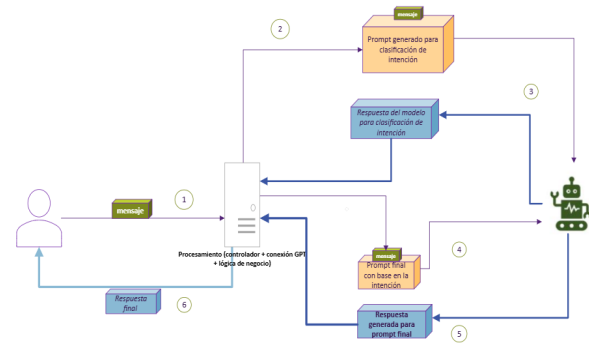


Figura 1. Flujo de intenciones. Fuente: Los autores.

Este modelo de flujo de intenciones permite mejorar la precisión del chatbot y ofrecer respuestas contextualizadas, optimizando la experiencia del usuario.

B. Selección de la plataforma y configuración inicial

Para la integración del chatbot con un servicio de mensajería ampliamente utilizado, inicialmente se consideró MessageBird como la principal opción para conectar con WhatsApp Business. No obstante, debido a la ausencia de una empresa registrada, no fue posible completar la verificación de la API. Como alternativa, se optó por Meta Developers como se observa en Figura 2, lo que permitió la activación de una cuenta personal con un número temporal, limitado a interacciones con usuarios previamente autorizados. A pesar de esta restricción, esta configuración facilitó las pruebas iniciales y la validación del funcionamiento del chatbot.

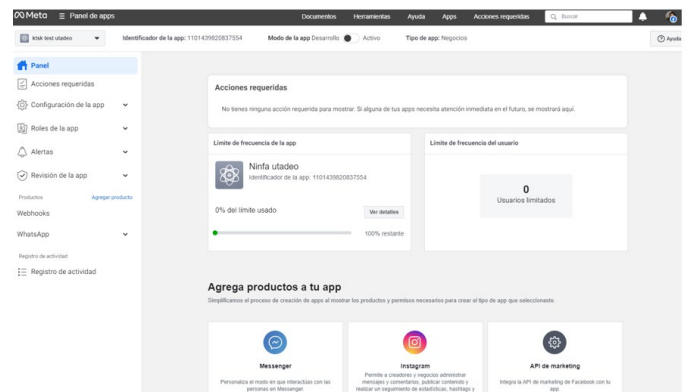


Figura 2. Panel de configuración de la aplicación en Meta para integración de WhatsApp. Fuente: Los autores.

Para mejorar la accesibilidad y la experiencia del usuario, se

desarrolló una interfaz auxiliar utilizando HTML, CSS, JavaScript y Bootstrap, simulando la interacción con el chatbot en un entorno similar a WhatsApp como vemos en la Figura 3. Este componente permitió realizar pruebas funcionales en un ambiente controlado antes de su implementación definitiva.

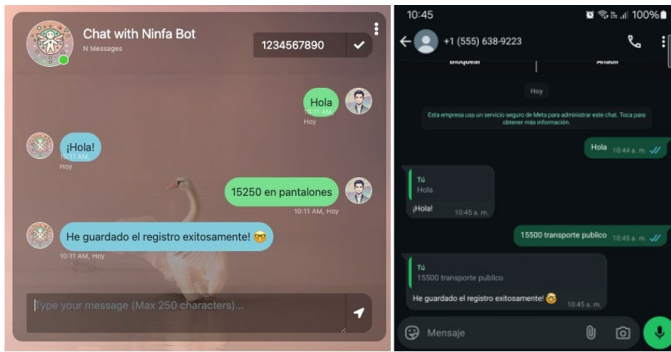


Figura 3. A la izquierda, la interfaz HTML; a la derecha, la interfaz de WhatsApp para la simulación de interacciones con el chatbot. Fuente: los autores.

C. Generación y preparación de datos

Con el fin de que NinfaBot comprendiera y respondiera adecuadamente a las consultas relacionadas con la gestión de gastos, como vemos en la Figura 4 se creó un conjunto de datos representativo utilizando la herramienta Mockaroo. Se generaron 273 ejemplos de interacción, basados en preguntas frecuentes que los usuarios podrían plantear, algunas como:

- ¿Cuánto gasté este mes?
- ¿Cuánto he ahorrado en lo que va del año?
- Proporcióname un resumen de mis transacciones más recientes.
- Entre otras.

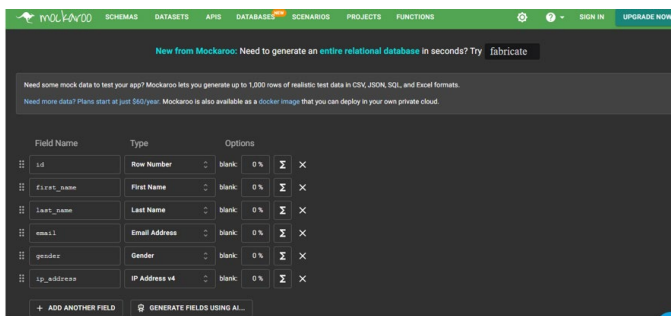


Figura 4. Generación de datos simulados con Mockaroo para pruebas. Fuente: Los autores.

Estos datos se elaboraron inicialmente en formato Excel y posteriormente se convirtieron a JSONL, el formato requerido por OpenAI para el entrenamiento del modelo. Antes de proceder con el entrenamiento, se validó la estructura y calidad de los datos con ayuda de Google Colab, que se puede encontrar en [59], asegurando que la información estuviera

bien organizada y libre de errores que pudieran afectar el rendimiento del chatbot.

D. Entrenamiento del modelo

El modelo de ChatGPT fue ajustado mediante un proceso de *fine-tuning* utilizando los datos generados específicamente para este propósito. Durante este entrenamiento, se definieron cuatro intenciones principales: saludo, ingreso, gasto y reporte, las cuales estructuran la lógica de interacción del chatbot. En el archivo CSV mostrado en la Figura 5, se pueden observar los datos de entrenamiento recopilados para cada una de las versiones, incluyendo entradas de prueba que simulan la interacción de varios usuarios.

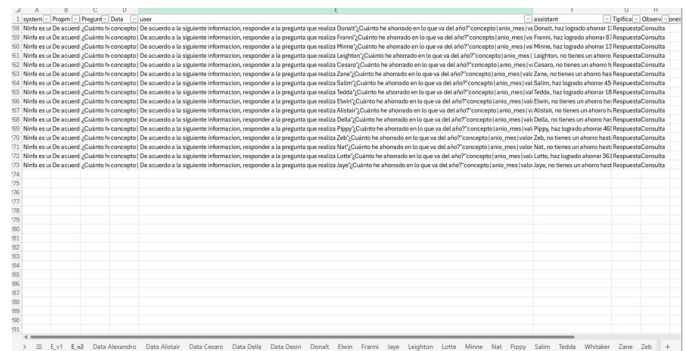


Figura 5. Preguntas y respuestas simuladas generadas para el entrenamiento del modelo. Fuente: Los autores.

- **Saludo:** El chatbot reconoce saludos iniciales y responde con un mensaje de bienvenida.
 - Ejemplo: Hola Ninfa, ¿cómo estás?
 - Respuesta esperada: ¡Hola! ¿En qué puedo ayudarte con tu gestión de gastos?
- **Ingreso:** El usuario puede registrar nuevos ingresos en el sistema.
 - Ejemplo: Añadir un ingreso de 2,000,000 por salario.
 - Respuesta esperada: He registrado un ingreso de 2,000,000 en la categoría de salario.
- **Gasto:** Se permite el registro de gastos en diferentes categorías.
 - Ejemplo: Gasto -50,000 en transporte.
 - Respuesta esperada: Tu gasto de -50,000 en la categoría de transporte ha sido registrado.
- **Reporte:** El chatbot proporciona respuestas basadas en los registros que el usuario ha ingresado.
 - Ejemplo: ¿Mi saldo soporta una compra de \$200?
 - Respuesta esperada: De acuerdo con tus registros, solo has ingresado gastos, por lo que estás en números rojos. No te recomiendo realizar esa compra.

El modelo fue entrenado utilizando las herramientas

avanzadas de OpenAI como se ve en la Figura 6. Los datos procesados fueron cargados en la plataforma, y a partir de allí, se llevó a cabo un proceso de fine-tuning para adaptar las respuestas del chatbot a las necesidades específicas del proyecto.

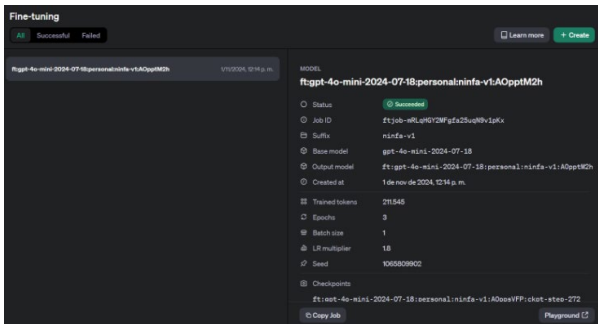


Figura 6. Proceso de carga y ajuste de los datos en la plataforma OpenAI. Fuente: Los autores.

Este entrenamiento inicial permitió que el modelo pudiera comprender mejor los requerimientos y generar respuestas más precisas y relevantes en contextos específicos.

En las primeras pruebas se notaron problemas para detectar la intención detrás de preguntas abiertas como “¿Sabes en cuánto está el dólar?”. En la Figura 7 se ve la diferencia: a la izquierda (antes del fine-tuning), el modelo entrega una respuesta extensa y general, explicando el concepto, pero sin identificar la intención como tal. En cambio, a la derecha (después del ajuste), ya clasifica correctamente la intención como “Consulta”, que es justo lo que se buscaba: una detección precisa sin necesidad de explicar de más. Esto confirmó que el ajuste mejoró la capacidad del modelo para entender este tipo de mensajes.

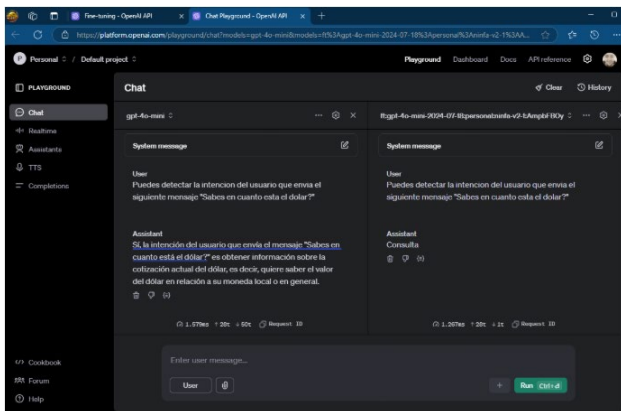


Figura 7. Respuesta del modelo a preguntas representativas durante las pruebas iniciales. Fuente: Los autores.

En respuesta a esto, se realizaron ajustes adicionales en los datos de entrenamiento, enfocándose en mejorar el manejo de consultas ambiguas y abiertas. Para optimizar aún más el rendimiento del modelo, se realizaron tres entrenamientos, cada uno con un enfoque específico:

- **Primer ajuste:** En la primera fase de ajuste fino, el objetivo principal fue mejorar la capacidad del modelo para interpretar y responder preguntas abiertas, tales como “¿Cómo funciona?”. Durante las pruebas iniciales se evidenció que este tipo de consultas no eran manejadas de forma efectiva, generando respuestas genéricas o poco útiles. Para abordar esta problemática, se amplió el conjunto de datos de entrenamiento incluyendo ejemplos con preguntas de naturaleza amplia, poco estructurada o sin contexto suficiente. Además, se enriqueció el contenido con explicaciones más detalladas que permitieran al modelo ofrecer respuestas coherentes y alineadas con la intención subyacente del usuario.

Este primer ajuste mejoró significativamente la comprensión general del modelo frente a preguntas no estructuradas, incrementando su pertinencia y utilidad en las interacciones iniciales con los usuarios.

- **Segundo ajuste:** Una vez fortalecida la interpretación de preguntas abiertas, el segundo ajuste se enfocó en mejorar el comportamiento del modelo frente a situaciones ambiguas o con escasa información contextual. En esta etapa se observaron fallos en la detección de intenciones cuando el usuario realizaba interacciones como saludos, despedidas o expresiones sin un objetivo claro.

Para resolverlo, se incluyeron múltiples ejemplos representativos de estas situaciones en el set de datos de entrenamiento, logrando ajustar así al modelo para reconocerlas adecuadamente y responder de forma natural y contextualizada. Además, se optimizaron las respuestas del chatbot para que, en caso de ambigüedad, este pudiera solicitar información adicional al usuario antes de generar una respuesta definitiva.

Este ajuste contribuyó a dotar al modelo de una mayor capacidad conversacional, manteniendo la coherencia de la interacción incluso en contextos de incertidumbre o falta de precisión.

- **Tercer ajuste:** Se orientó a perfeccionar las respuestas del modelo frente a preguntas específicas relacionadas con reportes financieros y consultas técnicas de alto impacto. Se identificó que los usuarios requerían respuestas claras y detalladas frente a solicitudes como “Informe hoy”, “Informe ahorro mes 0”. En respuesta, se diseñaron datos de entrenamiento con estructuras bien definidas para cada tipo de consulta, incluyendo casos en los que no existía información disponible o donde se requería validar saldos actuales.

Este ajuste también implicó la creación de ejemplos que reflejaran patrones reales de uso y la incorporación

de condiciones lógicas para mejorar la precisión del modelo en la entrega de información financiera.

E. Implementación técnica propuesta

El chatbot Ninfa ha sido diseñado con una arquitectura modular y escalable, permitiendo su integración con múltiples canales de comunicación, adecuado procesamiento y manejo de datos.

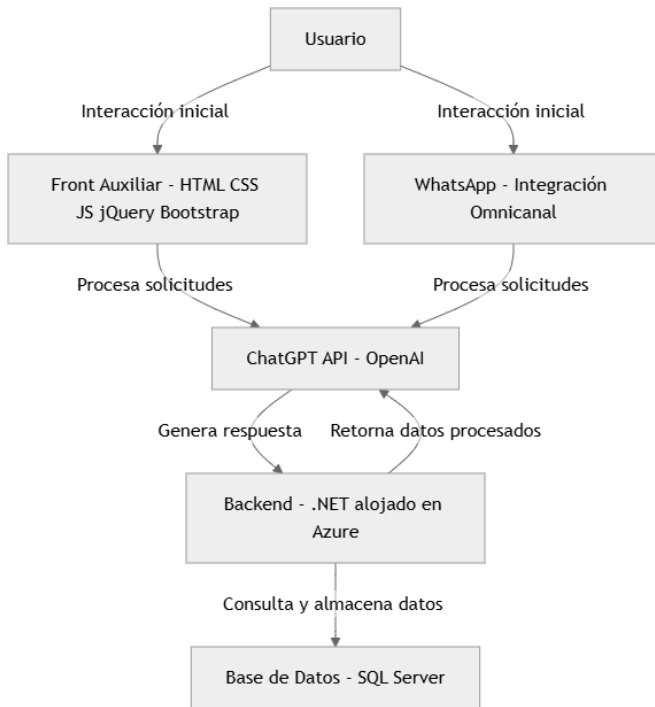


Figura 8. Flujo de interacción y procesamiento de datos dentro de la arquitectura del chatbot Ninfa. Fuente: Los autores.

La Figura 8 muestra como el flujo de interacción inicia con el usuario, quien puede comunicarse a través de dos medios principales:

- Front auxiliar web, desarrollado en HTML, CSS, JavaScript, jQuery y Bootstrap, utilizado para pruebas y simulación de interacciones.
- WhatsApp con posibilidad de integración omnicanal, implementado mediante Meta Developers, facilitando la comunicación directa con el chatbot.

Ambos canales procesan las solicitudes y las envían a la API de ChatGPT (OpenAI), encargada de identificar la intención del mensaje y generar una respuesta contextualizada.

El resultado es gestionado por el backend, desarrollado en .NET y alojado en Azure, que maneja la lógica del negocio y se comunica con la base de datos implementada en SQL Server para almacenar y recuperar información relevante.

Finalmente, la respuesta es enviada de vuelta al usuario a

través del canal de mensajería utilizado, asegurando una interacción fluida. Esta arquitectura propende por la escalabilidad, robustez y seguridad en el manejo de datos, optimizando la experiencia del usuario.

F. Política de privacidad

Dado que la integración con Meta Developers exige el cumplimiento de normativas sobre privacidad de datos, se estableció una política de privacidad como se observa en la Figura 9, conforme a las regulaciones colombianas. Esta política específica: responsable del tratamiento de datos, datos recopilados, finalidad del tratamiento, entre otros.

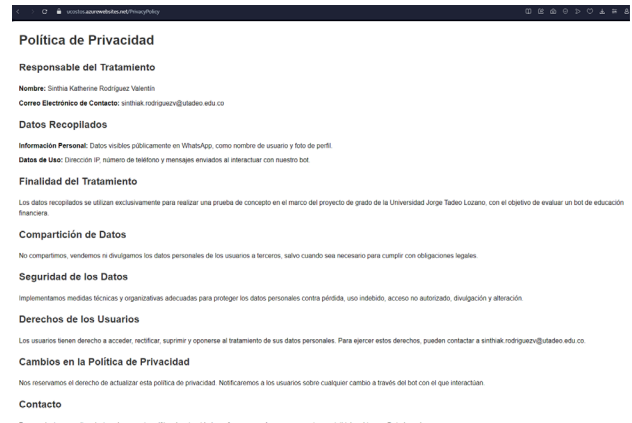


Figura 9. Política de privacidad y gestión de datos en el contexto del proyecto de educación financiera para el chatbot Ninfa. Fuente: Los autores.

Esta política asegura que la información recopilada sea utilizada de manera adecuada, transparente y segura, generando confianza en los usuarios que interactúan con el chatbot.

G. Proceso de validación de NinfaBot

Con el fin de evaluar el rendimiento de NinfaBot, se desarrolló un proceso de validación estructurado supervisado por el humano, orientado a medir su capacidad para identificar correctamente las intenciones del usuario y generar respuestas adecuadas.

Para ello, se construyó un conjunto de datos de prueba compuesto por 100 registros para cada una de las intenciones principales como se ve en la Figura 10, que corresponden a: saludo, ingreso de dinero y reporte financiero.

Cada uno de estos registros representó una variación distinta de cómo un usuario podría formular una solicitud relacionada con cada intención, lo cual permitió simular un escenario realista y diverso de uso.

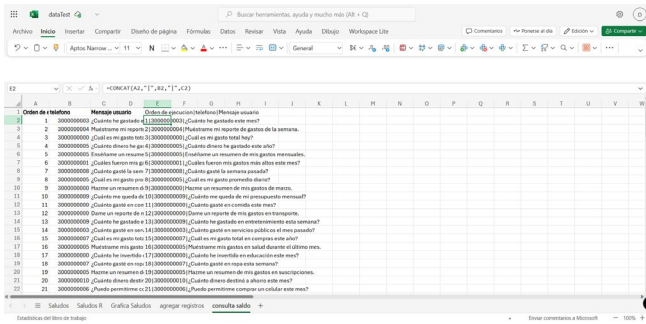


Figura 10. Conjunto de datos para validación de NinfaBot.
Fuente: Los autores.

Este conjunto de datos fue utilizado para evaluar tanto el modelo de entrenamiento inicial como los tres modelos ajustados, permitiendo comparar su desempeño frente a las mismas entradas. Esta comparación facilitó la identificación de diferencias en términos de precisión y coherencia en las respuestas generadas por cada modelo. Para apoyar el proceso de validación, se desarrolló un pequeño aplicativo personalizado en HTML, que funciona como una interfaz de evaluación, tal como se muestra en la Figura 11.

En esta interfaz, los datos de prueba fueron cargados mediante un archivo CSV, se presentaban uno por uno, mostrando tanto el mensaje de entrada como la respuesta generada por el modelo a ser evaluado.

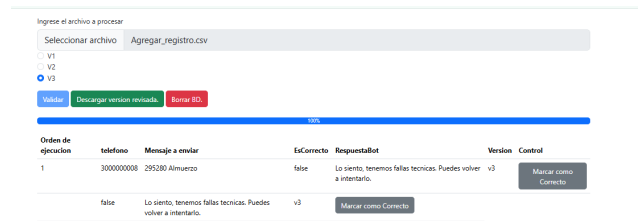


Figura 11. Interfaz de validación manual supervisada del chatbot Ninfa por versión del modelo. Fuente: Los autores.

El evaluador humano debía seleccionar si la respuesta era acertada o no, con base en la intención esperada y la pertinencia de la respuesta obtenida. Este mecanismo permitió comprobar de forma manual el rendimiento del chatbot en cada caso, facilitando la construcción de indicadores de desempeño por tipo de intención y la comparación entre versiones del modelo.

H. Integración con Microsoft Azure

Para ayudar con el rendimiento y la escalabilidad del proyecto, NinfaBot fue implementado en Microsoft Azure como se ve en la Figura 12. Inicialmente, se utilizó una cuenta institucional con créditos limitados; sin embargo, debido a la demanda del proyecto, se adquirió una suscripción paga para mejorar la estabilidad del sistema.

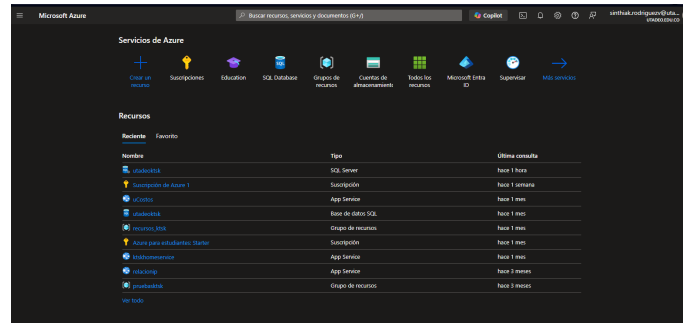


Figura 12. Panel de administración de recursos en Microsoft Azure para el proyecto NinfaBot. Fuente: Los autores.

Se emplearon los siguientes servicios en Azure:

- **Azure SQL Database:** para almacenar registros financieros y datos de usuarios de forma segura.
- **Azure App Services:** para alojar la aplicación desarrollada en .NET y garantizar su disponibilidad en la nube.
- **Azure Functions:** para manejar procesos *serverless*, optimizando el consumo de recursos y asegurando respuestas rápidas a las consultas de los usuarios.

El despliegue en Azure permitió una integración pertinente con la base de datos y la API de Meta Developers, asegurando que el chatbot pudiera procesar solicitudes de manera rápida y confiable.

IV. RESULTADOS

Para evaluar el funcionamiento de NinfaBot, se hicieron pruebas sobre tres tipos de intenciones: respuestas generales del chatbot, agregar registros (como ingresos o gastos) y consultar saldo. En cada caso se aplicaron pruebas a cuatro versiones del modelo: v1, v2, v3 y v4, y se revisó si las respuestas que brindaba el chatbot eran acertadas según lo que se le pedía.

En las respuestas generales, aquellas que fueron mensajes sin una intención muy específica (como saludos o interacciones abiertas), como vemos en la Figura 13, la versión que mejor desempeño tuvo fue la v1, con 33 respuestas correctas de 40 (82.5%). La v3 también logró un buen resultado con 29 aciertos, seguida por la v4 con 25 respuestas correctas. La v2 fue la que presentó más fallos, con solo 23 respuestas correctas, lo cual podría indicar que en esa versión NinfaBot perdió algo de naturalidad o contexto para este tipo de interacción.

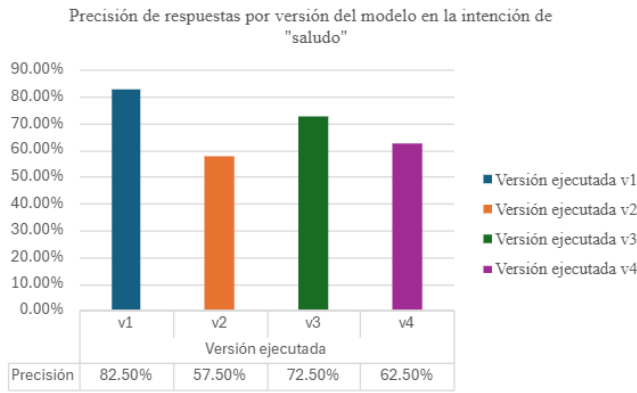


Figura 13. Evaluación de la precisión en respuestas para la intención de saludos para el proyecto NinfaBot. Fuente: Los autores.

En el caso de la intención de agregar registros, los resultados cambiaron significativamente como se observa en la Figura 14. La v3 fue la más precisa, con 149 respuestas correctas de 149 casos, es decir, un 100% de efectividad en esta intención. La v1 por el contrario tuvo un resultado muy bajo con 0 aciertos, y la v2 un poco menos, con 128. Por otro lado, la v4 tuvo un descenso considerable con solo 91 respuestas correctas, lo que podría estar relacionado con cambios en el entrenamiento o algún desbalance en los datos usados.

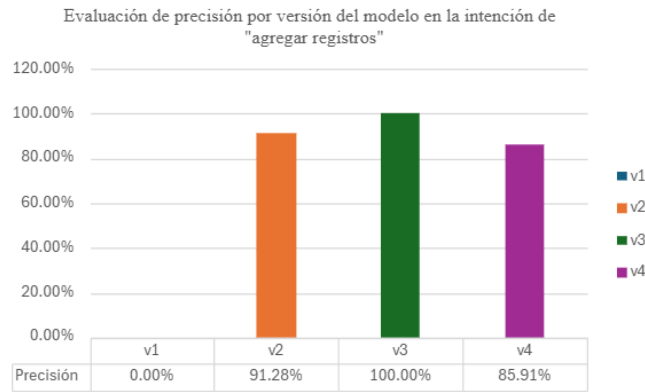


Figura 14. Evaluación de precisión en respuestas para la intención de agregar registros para el proyecto NinfaBot. Fuente: Los autores.

Cuando se trató de consultar saldo, los resultados han estado más equilibrados, pero también más bajos en general. Según la Figura 15, la v1 respondió correctamente en el 68.2% de los casos, que fueron 58 respuestas buenas de 85. La v2, que había tenido un gran rendimiento en agregar registros, bajó notablemente en esta intención, con solo 33 respuestas correctas, lo que representa un 38.8% de acierto. La v3 obtuvo 42 aciertos (49.4%) y la v4 mejoró un poco más con 51 respuestas correctas, alcanzando el 60%.

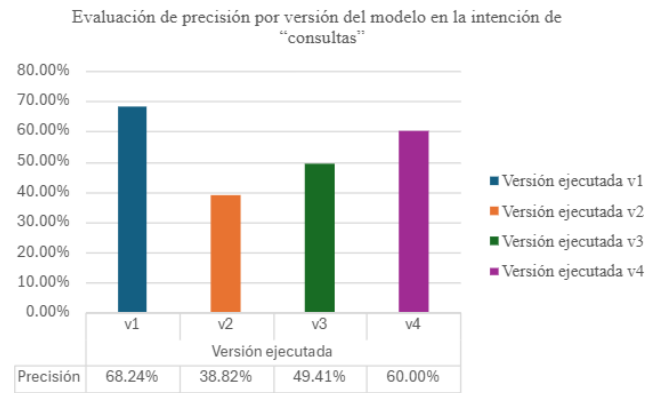


Figura 15. Evaluación de la precisión en respuestas para la intención de consultas para el proyecto NinfaBot. Fuente: Los autores.

V. CONCLUSIONES

El desarrollo de NinfaBot permitió aplicar modelos de procesamiento de lenguaje natural en un contexto específico de gestión financiera personal, integrando componentes clave como el diseño conversacional, el entrenamiento del modelo y la evaluación de su desempeño. A partir del análisis de más de 40 fuentes, se evidencia que la investigación en chatbots se ha diversificado significativamente, con aplicaciones en sectores como la salud (2,2%), la educación (43,5%), los servicios (47,8%) y las finanzas (6,5%), lo cual reafirma su relevancia y aplicabilidad en diversos dominios.

Se construyó una arquitectura en donde el backend se desarrolló en .NET, base de datos SQL, desplegada en Azure y conexión con Meta Developers. Por restricciones de la API y limitaciones de la cuenta gratuita (en cuanto a peticiones y procesamiento), se desarrolló una interfaz auxiliar web para validar el sistema de forma controlada.

El modelo fue entrenado con 273 ejemplos en formato JSONL, generados con Mockaroo, divididos en las intenciones saludo, ingreso, reporte y despedida. Se entrenaron mediante fine-tuning cuatro versiones del modelo (v1 a v4). Se detectó pérdida de rendimiento al sobreentrenar una sola intención, lo que confirmó la necesidad de mantener datasets balanceados.

Se validaron 1.096 interacciones mediante la herramienta de validación manual desarrollada. Las versiones v2 (91.3%) y v3 (100%) destacaron en "agregar registros", mientras que v1 (68.2%) fue la mejor en "consultar saldo". La versión v4 mostró el rendimiento más equilibrado, fue la única que mantuvo un desempeño superior al 60% en todas las intenciones: 85.9% en registros, 60% en consulta y 62.5% en respuestas generales. No se contó con validadores para los ejemplos de forma automática, lo que permitió una evaluación supervisada a criterio humano.

NinfaBot demostró ser funcional, estable y capaz de interpretar correctamente las intenciones definidas, validando su utilidad en contextos reales de gestión financiera personal.

REFERENCIAS

- [1] C. A. Obando Changuán, "Modelo de análisis de pertinencia del uso de agentes virtuales para medición de eficiencia y eficacia administrativa en servicios. Caso: Cooperativa de Ahorro y Crédito Alianza del Valle," 2020.
- [2] L. A. Nieto Porto and D. T. Parra-Sánchez, "Omnicanalidad: herramienta clave para la mejora de la atención al cliente y la innovación en el sector salud," *Revista Colombiana de Computación*, vol. 24, no. 2, pp. 39-51, 2023.
- [3] SENA, "Memorias Congreso 2023," *Rev. RETO*, vol. 11, no. 1, pp. 58-61, nov. 2023.
- [4] A. López López, "Chatbot como Herramienta Complementaria para la Enseñanza de Lenguas Extranjeras," *Universidad Siglo 21, Córdoba*, 2021.
- [5] M. A. Morales-Chan, "Explorando el potencial de Chat GPT: Una clasificación de prompts efectivos para la enseñanza," *Galileo University, Guatemala*, 2024.
- [6] O. P. Choudhary, J. Saini, and A. Challana, "ChatGPT for veterinary anatomy education: An overview of the prospects and drawbacks," *Int. J. Morphol.*, vol. 41, no. 4, pp. 1198-1202, 2023.
- [7] W. J. Blandón León and M. A. Mojica Baltodano, "Integración de un chatbot basado en ChatGPT para optimizar la gestión administrativa en Inblen SA," *REICE Rev. Electr. Investig. Cienc. Econ.*, vol. 11, no. 22, pp. 274-276, jul. 2023. doi: 10.5377/reice.v11i22.17368
- [8] C. Lopezosa, L. Codina, and N. Ferran-Ferrer, "ChatGPT como apoyo a las systematic scoping reviews: integrando la inteligencia artificial con el framework SALSA," *Col·lecció del CRICC, Universitat de Barcelona*, Feb. 2023.
- [9] R. Dintén, P. López Martínez, y M. Zorrilla, "Arquitectura de referencia para el diseño y desarrollo de aplicaciones para la Industria 4.0," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 18, no. 3, pp. 300-311, 2021
- [10] M. Chiavelli, "El viaje hacia la omnicanalidad," *Trabajo Final de Grado, Licenciatura en Comercialización, Lozada Viajes*, 2022.
- [11] Kurt Shuster et al., "BlenderBot 3: A deployed conversational agent that continually learns to responsibly engage," *Meta AI*, Aug. 2022.
- [12] C. W. Okonkwo and A. Ade-Ibajola, "Chatbots applications in education: A systematic review," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, 2021, 100033
- [13] J. Belda-Medina and J. R. Calvo-Ferrer, "Using Chatbots as AI Conversational Partners in Language Learning," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 8427, 2022
- [14] . Atkins, I. Badrie, and S. van Otterloo, "Applying Ethical AI Frameworks in practice: Evaluating conversational AI chatbot solutions," *Computers and Society Research Journal*, vol. 1, pp. 1-20, 2021
- [15] J. Zhang, Y. J. Oh, P. Lange, Z. Yu, and Y. Fukuoka, "Artificial Intelligence Chatbot Behavior Change Model for Designing Artificial Intelligence Chatbots to Promote Physical Activity and a Healthy Diet," *Journal of Medical Internet Research*, vol. 22, no. 9, 2020, e22845
- [16] X. Huang, "CHATBOT: DESIGN, ARCHITECTURE, AND APPLICATIONS," *ASCS CIS 498 Senior Capstone Thesis, University of Pennsylvania, School of Engineering and Applied Science*, May 3, 2021
- [17] Sarath Babu Dodda, Srihari Maruthi, Ramswaroop Reddy Yellu, Praveen Thuniki, Surendranadha Reddy Byrapu Reddy, "Conversational AI - Chatbot Architectures and Evaluation: Analyzing architectures and evaluation methods for conversational AI systems, including chatbots, virtual assistants, and dialogue systems," *Australian Journal of Machine Learning Research & Applications*, vol. 1, no. 1, Jan - June 2021
- [18] R. Tamrakar and N. Wani, "Design and Development of CHATBOT: A Review," *Conference Paper, Apr. 2021*
- [19] A. B. Cartagena Cardona, N. Grisales Mora, and D. I. Moreno Mojica, "Herramientas digitales: Estrategia para mejorar la competitividad en las MIPYMES colombianas," *Revista de Investigación en Estrategias Digitales*, 2023
- [20] A. Echeverry, J. Sierra, W. Nieto Bernal, y J. Arboleda, "Diseño de una microarquitectura para el monitoreo de un sistema de gestión de órdenes omnicanal centralizando transacciones en un motor de búsqueda distribuido," *Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia*, 2023.
- [21] R. Dintén, P. López Martínez, y M. Zorrilla, "Arquitectura de referencia para el diseño y desarrollo de aplicaciones para la Industria 4.0," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 18, pp. 300-311, 2021
- [22] A. Bueno Jiménez, "Aplicación para crear chatbots y asistentes virtuales inteligentes," *Trabajo Fin de Máster, Máster Universitario en Ingeniería Informática, Universidad Autónoma de Madrid, Escuela Politécnica Superior, Departamento de Ingeniería Informática*, septiembre, 2019.
- [23] R. K. Chakraborty, M. Abdel-Basset, and A. M. Ali, "Multi-Criteria Analysis for Selecting the Optimum Chatbot for Customer Service Under Uncertainty: Framework, Insights, and Case Study," *SSRN*, 19 pages, posted May 2022.
- [24] J. Edu, C. Mulligan, F. Pierazzi, J. Polakis, G. Suarez-Tangil, and J. Such, "Exploring the Security and Privacy Risks of Chatbots in Messaging Services," *Proceedings of the 22nd ACM Internet Measurement Conference (IMC)*, vol. 22, no. 10, pp. 1-8, 2022.
- [25] Trivedi, A., Gor, V., & Thakkar, Z., "Chatbot generation and integration: A review," *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 1308-1311, 2019
- [26] C. Jeong, "A Study on the Service Integration of Traditional Chatbot and ChatGPT," *Journal of Information Technology Applications and Management*, vol. 30, no. 4, pp. 11-28, Aug. 2023.
- [27] H. B. Essel, D. Vlachopoulos, A. Tachie-Menson, E. E. Johnson, y P. K. Baah, "The impact of a virtual teaching assistant (chatbot) on students' learning in Ghanaian higher education," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 19, no. 1, pp. 1-19, Nov. 2022
- [28] C. Rivera, J. Gómez, and L. Torres, "Canal de información apoyado en Inteligencia Artificial para el mejoramiento de la atención de estudiantes y aspirantes de la UNAD CCAV Pasto mediante la implementación de un Asistente virtual tipo Chatbot," *Universidad Nacional Abierta y a Distancia*, 2024.
- [29] S. A. Abdul-Kader y J. Woods, "Survey on Chatbot Design Techniques in Speech Conversation Systems," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 6, no. 7, pp. 72-80, 2015.
- [30] S. Guo, D. Zeng, and S. Dong, "Pedagogical Data Analysis via Federated Learning Towards Education 4.0," *American Journal of Education and Information Technology*, vol. 4, no. 2, pp. 56-65, 2020.
- [31] E. A. Pisco Méndez and G. E. Valverde Landívar, "Desarrollo de un Chatbot como soporte al aprendizaje en la UPS," *Universidad Politécnica Salesiana, Guayaquil, Ecuador*, Dec. 2021.
- [32] M. Crespo Miguel, "Chatbot para la docencia universitaria: Botseriu," *Instituto de Investigación en Lingüística Aplicada, Universidad de Cádiz*, 2023.
- [33] N. García-Bocanegra, "Implementación de un sistema virtual (chatbot) para la atención al cliente sobre la información de trámites al ciudadano por medio de interacciones conversacionales, para la Secretaría de Educación de la ciudad de Girardot en el año 2021," *Proyecto de grado, Universidad Piloto de Colombia, Girardot*, 2022.
- [34] W. Villegas-Ch, A. Arias-Navarrete y X. Palacios-Pacheco, "Proposal of an Architecture for the Integration of a Chatbot with Artificial Intelligence in a Smart Campus for the Improvement of Learning," *Sustainability*, vol. 12, no. 4, pp. 1-20, Feb. 2020.
- [35] E. Pogorskiy, V. Kovanović, J. F. Beckmann, R. West y S. Joksimović, "Utilising a Virtual Learning Assistant as a Measurement and Intervention Tool for Self-Regulation in Learning," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE)*, Wollongong, NSW, Australia, 2018
- [36] J. L. Zamora Manzano, S. A. Bello Rodríguez, T. Ortega González y M. P. Martín Paciente, "Los chatbots como herramienta de apoyo a la enseñanza: Una experiencia en el ámbito jurídico," en *Tecnologías educativas y estrategias didácticas, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria*, 2021.
- [37] A. López López, "Estudio de un chatbot para entorno educativo como apoyo a alumnado con altas capacidades," *Trabajo de Fin de Grado, Universitat Oberta de Catalunya*, 2023.
- [38] L. Castillo Neira, "Cliobot, un chatbot de convicción en las aulas: un abordaje de la enseñanza de la historia a través del diseño de herramientas digitales interactivas," *Maestría en Humanidades Digitales, Universidad de los Andes, Bogotá*, 2023.
- [39] E. Mayor-Alonso, J. Vidal, y A. Rodríguez-Esteban, "Los chatbots como herramienta de apoyo para la orientación universitaria," *EduTec. Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, no. 87, pp. 188-203, Mar. 2024
- [40] C. Baltazar, "Herramientas de IA aplicables a la educación," *Technology Rain Journal*, vol. 2, no. 2, e15, Jul.-Dec. 2023.

- [41] S. Sánchez Mota, "ChatBot para Proyecto Mentor," Trabajo Fin de Grado, Grado en Ingeniería Informática, Universidad Politécnica de Madrid, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos, Madrid, junio 2023.
- [42] J. Vidal, "Los chatbots como herramienta de apoyo para la orientación universitaria," *EDUTEC. Rev. Electr. Tecnología Educativa*, vol. 87, pp. 188-189, Mar. 2024. doi: 10.21556/edutec.2024.87.2971
- [43] D. Castañeda Garay, J. D. Sánchez Trujillo, y E. E. Ortiz Ruiz, "Propuesta de implementación de un chatbot para la atención a clientes en emprendimientos aprovechando las ventajas de las tecnologías emergentes," Universidad EAN, Bogotá, 2024.
- [44] A. M. Ahmed, C. N. Mohammed, A. M. Ahmad, y M. B. Abdulrazzaq, "Design and Implementation of a Responsive Web-based System for Controlling the Financial Budget of Universities," *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, Oct. 2023.
- [45] F. A. Garibay Ornelas, "Diseño e implementación de un asistente virtual (chatbot) para ofrecer atención a los clientes de una aerolínea mexicana por medio de sus canales conversacionales," Proyecto de Maestría, INFOTEC Centro de Investigación e Innovación en Tecnologías de la Información y Comunicación, Ciudad de México, México, 2020.
- [46] L. Labadze, M. Grigolia, y L. Machaidze, "Role of AI Chatbots in Education: Systematic Literature Review," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 20, no. 56, pp. 1–17, 2023.
- [47] Oxford English Dictionary". Oxford English Dictionary. Accedido el 23 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible: <https://www.oed.com/>
- [48] IBM, "¿Qué es la IA en el sector bancario?", IBM, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/topics/ai-in-banking>. [Accedido: 26-ene-2025].
- [49] Microsoft, "¿Qué es la nube?", Azure Cloud Computing Dictionary, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-the-cloud/>. [Accedido: 26-ene-2025].
- [50] IEBS Business School, "¿Qué es Fintech? El futuro de las finanzas", IEBS Blog, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.iebschool.com/blog/que-es-fintech-finanzas/>. [Accedido: 26-ene-2025].
- [51] Google Cloud, "¿Qué es la inteligencia artificial?", Google Cloud, [Online]. Disponible: <https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence?hl=es-419>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [52] Iberdrola, "Machine Learning: qué es, cómo funciona y aplicaciones", IberdrolaInnovación, [Online]. Disponible: <https://www.iberdrola.com/innovacion/machine-learning-aprendizaje-automatico>. [Accedido: 5-Feb-2025]
- [53] Salesforce, "Omnicanalidad: qué es y cómo aplicarla", Salesforce Blog, [Online]. Disponible: <https://www.salesforce.com/mx/blog/omnichannel/>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [54] Southern Wesleyan University, "Personal Budgeting", SWU Financial Literacy, [online]. Disponible: <https://www.swu.edu/financial-literacy/personal-budgeting/>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [55] Amazon Web Services, "¿Qué es SQL?", AWS, [Online]. Disponible: <https://aws.amazon.com/es/what-is/sql/>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [56] Microsoft, "Introducción a .NET", Microsoft Learn, [online]. Disponible: <https://learn.microsoft.com/es-es/dotnet/core/introduction>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [57] Cloudflare, "¿Qué es SaaS?", Cloudflare Learning, [online]. Disponible: <https://www.cloudflare.com/es-es/learning/cloud/what-is-saas/>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [58] Instituto de Ingeniería del Conocimiento, "¿Qué es el procesamiento del lenguaje natural?", IIC UAM, [online]. Disponible: <https://www.iic.uam.es/inteligencia/que-es-procesamiento-del-lenguaje-natural/>. [Accedido: 5-Feb-2025].
- [59] "Análisis de Datos con Python," Google Colaboratory. <https://colab.research.google.com/drive/1pH7dozfVuNX97j0pvp2iI8p66KSPvE1Q?usp=sharing> (accedido: 20 de noviembre de 2024).