



FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA E INFORMÁTICA

**ARQUITECTURA ELECTRÓNICA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN Y
ORQUESTACION DE TAREAS EN REMEDY CON CHATBOT E IA PARA LA
GESTION DE TICKET EN TDI, LIMA PERÚ**

**Línea de investigación:
Sistemas inteligentes, robótica, domótica**

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Mecatrónico

Autor

Meiggs Cortez, Diego Alejandro

Asesor

Rodríguez Figueroa, José Julio

ORCID: 0000-0002-3672-1526

Jurado

Solís Fonseca, Justo Pastor

Flores Masías, Edward José

Peña Carrillo, Cesar Serapio

Lima - Perú

2026



ARQUITECTURA ELECTRÓNICA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN Y ORQUESTACION DE TAREAS EN REMEDY CON CHATBOT E IA PARA LA GESTION DE TICKET EN TDI, LIMA PERÚ

INFORME DE ORIGINALIDAD

4%

INDICE DE SIMILITUD

4%

FUENTES DE INTERNET

0%

PUBLICACIONES

1%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

hdl.handle.net

Fuente de Internet

<1 %

2

docs.api.europace.de

Fuente de Internet

<1 %

3

Submitted to UNAPEC

Trabajo del estudiante

<1 %

4

lmmindset.co.uk

Fuente de Internet

<1 %

5

spaces.at.internet2.edu

Fuente de Internet

<1 %

6

de.slideshare.net

Fuente de Internet

<1 %

7

tesisenred.net

Fuente de Internet

<1 %

8

Submitted to Universidad de Nebrija

Trabajo del estudiante

<1 %

9

comunidad.eia.edu.co

Fuente de Internet

<1 %

10

Submitted to University of Hertfordshire

Trabajo del estudiante

<1 %

11

Submitted to Instituto Superior de Artes,
Ciencias y Comunicación IACC

Trabajo del estudiante

<1 %



Universidad Nacional
Federico Villarreal

VRIN | VICERRECTORADO
DE INVESTIGACIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA E INFORMÁTICA

ARQUITECTURA ELECTRÓNICA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN Y
ORQUESTACION DE TAREAS EN REMEDY CON CHATBOT E IA PARA LA
GESTION DE TICKET EN TDI, LIMA PERÚ

Línea de investigación

Sistemas inteligentes, robótica, domótica

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Mecatrónico

Autor

Meiggs Cortez, Diego Alejandro

Asesor

Rodríguez Figueroa, José Julio

ORCID: 0000-0002-3672-1526

Jurado

Solís Fonseca, Justo Pastor

Flores Masías, Edward José

Peña Carrillo, Cesar Serapio

Lima - Perú

2026

Dedicatoria

Dedico este trabajo con todo mi corazón a mis padres y a mi querida hermana.

En especial, a toda mi familia, por ser mi sostén incondicional, por su infinita paciencia, su amor constante y por estar siempre ahí, dándome fuerzas cuando más lo necesitaba.

Gracias por creer en mí incluso cuando yo dudaba, y por acompañarme con su cariño en cada paso de este camino.

Agradecimiento

A la Escuela de Titulación de la UNFV, y a todos sus
Docentes, por haberme dado la oportunidad de
Fortalecer mis conocimientos.

ÍNDICE

RESUMEN	vii
ABSTRACT.....	viii
I. INTRODUCCIÓN.....	9
1.1. Descripción y formulación del problema	9
1.2. Antecedentes	12
1.3. Objetivos	16
1.3.1. Objetivo general.....	16
1.3.2. Objetivos específicos	16
1.4. Justificación de la investigación.....	17
1.5. Hipótesis.....	20
1.5.1. Hipótesis general.....	20
1.5.2. Hipótesis específicas	20
II. MARCO TEÓRICO	22
2.1. Bases teóricas sobre el tema de investigación.....	22
2.1.1. Sistemas de tickets y Remedy	22
2.1.2. Inteligencia artificial aplicada a la gestión de tareas	23
2.1.3. Procesamiento de lenguaje natural y chatbots	23
2.1.4. Arquitectura de sistemas en la nube	24
2.1.5. Sistemas distribuidos aplicados a la arquitectura tecnológica	25
2.1.6. Conceptos fundamentales	26
2.1.7. Desafíos y consideraciones éticas	26
2.1.8. Historia de la detección y orquestación de tareas	26
III. MÉTODO	30
3.1. Tipo de investigación	30

3.2. Ámbito temporal y espacial.....	31
3.3. Variables.....	32
3.4. Población y muestra	34
3.5. Instrumentos	35
3.6. Procedimientos	37
3.7. Análisis de datos.....	41
3.8. Consideraciones éticas	42
IV. RESULTADOS	45
V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS	53
VI. CONCLUSIONES.....	55
VII. RECOMENDACIONES	58
VIII. REFERENCIAS.....	59
IX. ANEXOS	64

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resultados de la evaluación de satisfacción por usuario.	37
Tabla 2. Referencia de comandos operativos disponibles.	39
Tabla 3. Hipótesis específicas y resultados.....	45
Tabla 4. Entrada de texto.	48
Tabla 5. Procesamiento de lenguaje natural.	49
Tabla 6. Resolución de tickets	49
Tabla 7. Interfaz de usuario.	50
Tabla 8. Feedback del usuario	50
Tabla 9. Comparación de los resultados con las hipótesis planteadas.	51

RESUMEN

La gestión manual de tickets en Remedy demanda tiempo, incrementa la carga operativa y puede generar fatiga en el personal encargado de su atención. Frente a esta problemática, la investigación propone el desarrollo de un sistema de detección y orquestación de tareas basado en un chatbot con inteligencia artificial, capaz de interpretar solicitudes textuales y resolver tickets mediante la invocación de scripts diseñados para la plataforma. El flujo del sistema contempla el ingreso de información a través del chatbot, la identificación automática de las tareas y una etapa de validación en Excel, en la que el usuario puede corregir errores antes de autorizar la ejecución. Posteriormente, la API de Remedy permite realizar las acciones de manera automatizada. El objetivo de la propuesta es mejorar la gestión de tickets, reducir los tiempos de atención y disminuir la carga laboral del operador, de modo que su intervención se concentre en revisar y validar las tareas detectadas. Para ello, el sistema utiliza una arquitectura cloud híbrida compuesta por una GPU en la nube y un servidor VPS. La GPU ejecuta modelos como ChatGPT para procesar el lenguaje natural y detectar las tareas contenidas en los tickets, mientras que el VPS coordina la comunicación entre las aplicaciones y la API de Remedy. Esta arquitectura permite equilibrar capacidad de procesamiento, seguridad y escalabilidad, facilitando su adaptación a entornos empresariales y el aumento de recursos cuando sea necesario.

Palabras clave: chatbot de IA, api de remedy, arquitectura híbrida.

ABSTRACT

Manual ticket management in Remedy is time-consuming, increases the operational workload, and may cause fatigue among the personnel responsible for handling requests. In response to this problem, the study proposes the development of a task detection and orchestration system based on an artificial intelligence chatbot capable of interpreting textual requests and resolving tickets by invoking scripts designed for the platform. The system workflow includes data entry through the chatbot, automatic task identification, and a validation stage in Excel, where users can correct errors before authorizing execution. Subsequently, the Remedy API performs the required actions automatically. The purpose of the proposal is to improve ticket management, reduce response times, and decrease the operator's workload, so that human intervention is focused on reviewing and validating the detected tasks. To achieve this, the system uses a hybrid cloud architecture composed of a cloud-based GPU and a virtual private server. The GPU runs models such as ChatGPT to process natural language and detect the tasks contained in Remedy tickets, while the VPS coordinates communication among the applications and the Remedy API. This architecture provides a balance among processing capacity, security, and scalability, facilitating its adaptation to business environments and allowing computing resources to be increased when necessary.

Keywords: AI chatbot, remedy api, hybrid cloud architecture.

I. INTRODUCCIÓN

En el entorno de trabajo y empresarial actual, la gestión de *tickets* en plataformas como Remedy es un proceso tedioso y repetitivo, lo que significa una gran carga laboral para los administradores. Este problema no solo consume tiempo y valor agregado, sino que limita enfocarse en otras actividades.

Con la meta de innovar y mejorar el proceso, esta tesis propone desarrollar una inteligencia artificial con detección de tareas y chatbot; además el sistema usara un motor de detección de tareas con chatgpt, una herramienta que es capaz de reducir los tiempos la mesa de ayuda mediante la automatización de tareas (Alcántara, 2024).

Este trabajo abarca el diseño e implementación de un sistema electrónico para la detección de tareas en remedy y la atención de estas usando un chatbot, asimismo se investiga el uso de una arquitectura electrónica moderna, como servicios en la nube cloud y así como también servidores vps que nos permitirán escalar y desplegar soluciones empresariales asegurando la disponibilidad y seguridad de la información mediante un enfoque híbrido (Rivera, 2023).

1.1. Descripción y formulación del problema

1.1.1. Descripción del problema

Actualmente la gestión de tickets en remedy se realiza de forma manual. Este proceso significa que los usuarios deban ingresar, clasificar y dar seguimiento a los tickets de forma directa, lo que demanda tiempo, atención constante y coordinación entre múltiples áreas, generando una dependencia operativa que limita la eficiencia del servicio (Ramos, 2021). La dependencia de la intervención humana en cada etapa del ciclo de vida de un ticket genera retrasos y aumenta la carga operativa para el personal encargado de la atención y resolución.

La brecha principal identificada es la falta de un sistema automatizado e inteligente que permita reconocer el contenido del ticket, identificar las tareas correspondientes y ejecutar las

acciones necesarias sin requerir la intervención constante de un humano (Arana et al., 2021). Actualmente, no existe una solución integrada en Remedy que aproveche el potencial de la inteligencia artificial y la orquestación de microservicios para optimizar el flujo de trabajo.

Las consecuencias de esta carencia se reflejan en diversos niveles:

- Sobrecarga laboral: los equipos de soporte deben dedicar muchas horas a tareas repetitivas y administrativas.
- Riesgo de errores: la gestión manual puede generar fallos en la clasificación de *tickets*, retrasos en las respuestas y pérdida de información relevante.
- Pérdida de tiempo y eficiencia: la resolución de incidencias se ve ralentizada, lo que afecta directamente a la productividad de los usuarios y de la organización en general.
- Menor satisfacción del usuario: la falta de resoluciones ágiles dificulta que el usuario este contento.

Todas estas ineficiencias suponen desafíos en la gestión de tickets (Grønsund y Aanestad, 2020). Ante esta situación se plante diseñar un sistema híbrido que combine VPS y cloud para la gestión de ticket) (Rivera, 2023).

Dicho sistema permite la identificación automática de las tareas de los tickets la integración con la arquitectura y la interfaz amigable del usuario.

1.1.2. Formulación del problema

En TDI, la gestión de tickets se realiza de manera manual, lo que genera retrasos, incrementa la carga operativa y dificulta la atención eficiente de las solicitudes. Ante esta situación, se propone implementar un sistema que automatice la gestión de tickets y que, mediante una arquitectura híbrida, pueda mantenerse y escalar con el tiempo. En consecuencia, surge la necesidad de desarrollar una solución tecnológica que contribuya a la gestión automatizada de los tickets en la organización.

1.1.2.1. Problema general. La resolución manual de tickets genera retrasos y afecta negativamente la productividad, por lo que resulta necesario implementar un sistema de gestión basado en inteligencia artificial (Pedraza, 2021). Asimismo, la inexistencia de una solución que integre chatbots e inteligencia artificial limita el desarrollo de procesos automatizados que permitan agilizar la atención de incidencias. En ese contexto, el problema general se formula mediante la siguiente pregunta:

¿Cómo implementar un sistema con chatbot e inteligencia artificial que detecte y orqueste tareas en Remedy para optimizar la gestión de tickets en TDI?

1.1.2.2. Problemas específicos. A partir del problema general, se plantean los siguientes problemas específicos:

- ¿Cómo diseñar un modelo de inteligencia artificial capaz de reconocer y clasificar tareas en Remedy de manera precisa?
- ¿Cómo asegurar que el sistema sea eficiente en la creación, asignación y resolución de tickets?
- ¿Cómo garantizar la integración del chatbot con la infraestructura actual de Remedy sin afectar la operación existente?

La ausencia de un sistema automatizado repercute en la eficiencia organizacional de TDI, debido a que el personal de soporte dedica gran parte de su tiempo a la ejecución de tareas rutinarias. Esta situación genera sobrecarga laboral, riesgo de errores y pérdida de productividad, factores asociados con el tecnoestrés y la saturación operativa (Sánchez Arana, 2023).

Del mismo modo, los usuarios experimentan tiempos prolongados de respuesta, lo que afecta la calidad del servicio y su nivel de satisfacción. Por ello, la implementación de un chatbot con inteligencia artificial permitiría optimizar el flujo de trabajo, liberar recursos

humanos para el desarrollo de tareas estratégicas y mejorar la gestión general de los tickets en Remedy (Cisneros y Terrones, 2022).

La respuesta al problema general requiere diseñar un sistema que permita reducir los tiempos de resolución de los tickets, minimizar los errores humanos en la clasificación y atención de incidencias, disminuir la sobrecarga del personal de soporte y optimizar la experiencia del usuario y la gestión integral de la plataforma Remedy.

La implementación de un chatbot con inteligencia artificial integrado con Remedy permitirá establecer un marco de automatización que mejore la comunicación entre los usuarios y el personal de soporte. En ese sentido, se espera reducir los tiempos de espera, aumentar la precisión en la asignación de incidencias y consolidar un sistema de gestión de tickets más ágil, eficiente y accesible en TDI.

1.2. Antecedentes

El proyecto se fundamenta en la necesidad de optimizar la gestión de tickets en entornos empresariales y corporativos a continuación se muestra los antecedentes nacionales e internacionales.

1.2.1. Antecedentes internacionales

En el ámbito de la inteligencia artificial y el control de sistemas, Kar y Haldar (2020) desarrollaron una investigación orientada a la automatización de dispositivos IoT, como focos LED y alarmas. Aunque este trabajo emplea tecnologías de automatización, su aplicación se concentra en el control de dispositivos físicos, mientras que la presente investigación se orienta a la automatización y gestión de tickets en Remedy. Además, la propuesta desarrollada combina el uso de un servidor privado virtual, servicios en la nube y scripts encargados de gestionar tickets en TDI y en otros entornos empresariales.

Por otro lado, se identificó una tesis de maestría sobre el diseño e implementación de un chatbot para la lectura remota de sensores. En dicho trabajo se utilizaron procesamiento de

lenguaje natural y una Raspberry Pi para controlar, mediante comandos de voz, un sistema automatizado de luces orientado a la domótica. Sin embargo, esta propuesta se centra en la gestión doméstica, mientras que la presente tesis aplica chatbots y procesamiento de lenguaje natural en un entorno empresarial, específicamente para la gestión de tickets. Asimismo, la presente investigación se diferencia por incorporar un flujo de corrección manual mediante Excel, con la finalidad de mantener el control antes de la ejecución de las tareas. Del mismo modo, utiliza una arquitectura híbrida que combina la capacidad de procesamiento de la inteligencia artificial en la nube con recursos locales, lo que permite mejorar la eficiencia laboral y reducir la carga del operador en tareas administrativas complejas.

Finalmente, Kadali et al. (2020) desarrollaron el trabajo sobre domótica mediante chatbot y asistente de voz, en el cual propusieron un sistema de automatización del hogar que integra IoT, procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático para controlar dispositivos mediante comandos de texto o voz procesados en una Raspberry Pi. En particular, el sistema estuvo orientado a la gestión de luces y ventiladores mediante instrucciones de voz. No obstante, al igual que los estudios anteriores, su alcance se limita a la automatización de dispositivos físicos en entornos domésticos y no comprende la ejecución de tareas administrativas complejas ni la integración con sistemas corporativos. En contraste, la presente tesis aplica inteligencia artificial para detectar y gestionar tareas en Remedy mediante un sistema semiautomático que incorpora validación manual y scripts capaces de procesar múltiples tareas. En consecuencia, aunque ambas propuestas utilizan chatbots y procesamiento de lenguaje natural, esta investigación traslada dichas tecnologías a un contexto corporativo y se enfoca en la automatización de procesos críticos, el uso de una arquitectura híbrida y la mejora del rendimiento en la gestión de tickets.

1.2.2. Antecedentes nacionales

Llique y Rodríguez (2021) desarrollaron un sistema basado en tecnología chatbot para el control y monitoreo del cultivo de arroz en Chiclayo. La propuesta estuvo orientada a asistir a los agricultores en la gestión de sus cultivos, proporcionando directrices sobre prácticas agrícolas y permitiendo el seguimiento de su estado. Entre las principales limitaciones del estudio se encontraron el escaso conocimiento de los procesos agrícolas por parte del equipo de trabajo, la reducida disponibilidad de investigaciones previas sobre el tema y la dependencia de un contexto local específico, lo que restringió la posibilidad de generalizar sus resultados. Frente a estas dificultades, los autores recurrieron a entrevistas y experiencias de especialistas, entre ellos el coordinador del programa nacional de arroz, con la finalidad de comprender mejor el contexto productivo. Asimismo, integraron la bibliografía disponible sobre agricultura conectada y Android, y desarrollaron una aplicación móvil y web orientada a responder a la problemática identificada. A diferencia de dicho estudio, cuyas limitaciones se relacionaron con el conocimiento del sector agrícola y la escasez de fuentes especializadas, la presente investigación se desarrolla en un entorno empresarial de tecnologías de la información y enfrenta principalmente retos vinculados con la integración entre inteligencia artificial, chatbot, arquitectura híbrida cloud-VPS y Remedy, así como con la validación de la escalabilidad y la seguridad. Mientras el trabajo agrícola recurrió al apoyo de especialistas del sector, esta investigación se sustenta en pruebas técnicas, documentación de sistemas de TI y en la optimización de procesos empresariales, con posibilidad de aplicación en organizaciones que utilicen Remedy.

Por otro lado, en la investigación sobre la implementación de un chatbot para mejorar la calidad de atención al cliente en Sphere Consulting SAC, se desarrolló un sistema destinado a optimizar la comunicación con los clientes mediante respuestas automatizadas y el registro de información sobre clientes, servicios y pedidos. Para ello, se utilizó una base de datos

MySQL alojada en un servicio de hosting, conectada mediante una API y programada en PHP. Además, se evaluó el uso de una base de datos NoSQL, específicamente MongoDB, aunque su integración no pudo completarse debido a restricciones técnicas. Finalmente, se configuró un servidor en AWS EC2 para simular la implementación del sistema. Entre las limitaciones de dicha propuesta destacaron la dependencia de recursos restringidos, la imposibilidad de integrar completamente MongoDB y su concentración en un caso particular de atención al cliente externo. En contraste, la presente investigación no se orienta a la comunicación con clientes, sino a la gestión interna de tickets en Remedy. Mientras el antecedente utilizó el chatbot principalmente como canal de comunicación, esta propuesta incorpora inteligencia artificial y un detector de tareas capaz de interpretar el lenguaje natural de los tickets y ejecutar scripts mediante la API de Remedy. Asimismo, incluye un mecanismo de validación a través de Excel, que permite al operador corregir posibles errores antes de la ejecución. Además, la arquitectura empleada es híbrida, lo que permite una mayor capacidad de integración y escalabilidad.

Finalmente, Oghenekaro y Okoro (2024) desarrollaron un chatbot basado en inteligencia artificial para apoyar la salud mental de estudiantes. El sistema fue construido con Visual Studio y React JS, y utilizó Dido para el entrenamiento del chatbot, incorporando procesamiento de lenguaje natural para interpretar y gestionar las consultas de los usuarios. Entre las limitaciones de este estudio se encuentran el reducido tamaño de las pruebas y su corta duración, lo que restringió la evaluación de la efectividad del sistema. Además, la propuesta se centró en la interacción externa con usuarios y en un ámbito relacionado con la salud mental. En cambio, la presente investigación se orienta a la gestión interna de tickets en Remedy e incorpora un mecanismo de validación mediante Excel, combinando automatización con control humano. Otra diferencia se encuentra en la arquitectura tecnológica, puesto que el chatbot de apoyo a la salud mental funcionó principalmente en un entorno web, mientras que

el sistema propuesto utiliza una arquitectura híbrida cloud–VPS con GPU, lo que permite equilibrar la capacidad de procesamiento, la seguridad y la escalabilidad.

1.3. Objetivos

1.3.1. *Objetivos generales*

Mejorar la eficiencia en la resolución de *tickets*, un propósito alineado con las estrategias de optimización operativa en servicios TI descritas (Cisneros y Terrones, 2022), mediante la implementación de un sistema con chatbot e inteligencia artificial que detecte y orqueste tareas en Remedy. De esta manera, se busca optimizar la gestión, facilitar el acceso a los usuarios, reducir errores en la entrada de datos e integrarse en una arquitectura electrónica de producción.

1.3.2. *Objetivos específicos*

- Lograr el diseño de un modelo de detección de tareas basado en GPT-4o. Que sea capaz de transformar automáticamente órdenes de trabajo o solicitudes textuales pequeñas en tareas ejecutables mediante scripts y la API de Remedy.
- Alcanzar la implementación de un chatbot como interfaz en tiempo real. Que permita a los usuarios interactuar de manera sencilla con el sistema, reconociendo tareas y reduciendo la necesidad de trabajo manual.
- Concretar la integración del sistema con la API REST de Remedy. Asegurando que la transformación de texto en tareas pueda ser gestionada automáticamente mediante el uso del método POST para la creación y ejecución de tickets.
- Alcanzar una reducción de errores en la entrada de datos. Mediante la automatización de procesos, disminuyendo la fatiga humana y mejorando la calidad del trabajo en la gestión de tickets.

- Lograr la personalización del sistema de detección de tareas. De modo que funcione de manera adecuada con el chatbot y permita la adaptación del modelo a distintos contextos de solicitudes de los usuarios.
- Validar la implementación del sistema en una arquitectura electrónica de producción basada en VPS. Basada en cloud server, localhost o un cloud personalizado, evaluando su desempeño y confiabilidad en entornos reales.
- Evaluar la satisfacción de los usuarios respecto al uso del chatbot y la automatización en la gestión de tickets. Con el fin de medir la usabilidad, aceptación y mejoras en la experiencia de interacción.

1.4. Justificación de la investigación

En la actualidad, la eficiencia en la gestión de tickets de soporte técnico resulta fundamental para el adecuado funcionamiento de las empresas, debido a que los retrasos en la atención afectan directamente la productividad organizacional. En este contexto, la implementación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante un chatbot para la gestión de tickets en Remedy, tales como la creación de cuentas, la baja de usuarios y la homologación, constituye una alternativa orientada a optimizar estos procesos. La propuesta se sustenta en una arquitectura electrónica compuesta por servidores cloud y VPS, además de sistemas compatibles con dispositivos móviles y de escritorio, con la finalidad de ofrecer una interfaz de uso accesible para los usuarios (Flores, 2022).

Asimismo, el sistema se apoya en una arquitectura electrónica híbrida conformada por un servidor cloud con capacidad GPU, encargado de ejecutar el modelo de lenguaje ChatGPT para el procesamiento, la detección y la orquestación de tareas, y por un VPS destinado a gestionar las órdenes de trabajo y la comunicación con la API de Remedy. Esta combinación permite articular los componentes tecnológicos y empresariales mediante una estructura escalable y dinámica (Rivera, 2023).

Desde la dimensión científica, la investigación contribuye al desarrollo académico de la inteligencia artificial aplicada a la gestión de tickets, particularmente mediante la integración de modelos GPT y el uso del procesamiento de lenguaje natural para interpretar y gestionar solicitudes. Del mismo modo, proporciona una base para futuras investigaciones relacionadas con arquitecturas híbridas y orquestación de procesos, al mostrar su viabilidad dentro de entornos corporativos (OpenAI, 2023; Varghese y Buyya, 2018).

En la dimensión práctica, la propuesta busca mejorar la eficiencia en la creación y resolución de tickets, debido a que la gestión manual puede convertirse en un proceso repetitivo, lento y propenso a errores. La automatización de estas actividades permitiría reducir la fatiga del personal y liberar tiempo para el desarrollo de otras funciones, contribuyendo así a una gestión más eficiente de la carga de trabajo (Alcántara, 2024).

A ello se suma la accesibilidad y facilidad de uso del sistema, ya que la detección y orquestación de tareas mediante un chatbot permite una interacción más natural. De esta manera, un usuario que se encuentre realizando otra actividad, como la revisión de un reporte, podría avanzar casi simultáneamente en la resolución de otro ticket mediante el sistema, aprovechando las características de usabilidad propias de las interfaces conversacionales (Jiménez et al., 2018).

De igual forma, la automatización contribuye a reducir los errores derivados del ingreso manual de datos. Al disminuir la fatiga del usuario y actuar como un mecanismo de validación inteligente, el sistema puede mejorar la consistencia de la información y la calidad del servicio prestado (Grønsund y Aanestad, 2020).

Por otro lado, la integración con Remedy facilita una transición más fluida hacia la automatización de los procesos. El uso de su API permite disminuir el tipeo manual y, al combinarse con inteligencia artificial, reduce también el tiempo requerido para identificar y organizar los datos necesarios en cada ticket.

Además, la implementación del sistema posibilita la recopilación y el análisis de los órdenes de trabajo. La información generada mediante el sistema de orquestación y la API de Remedy puede utilizarse para identificar oportunidades de mejora y favorecer la optimización continua de los servicios de tecnologías de la información (Flores, 2022).

Desde la dimensión social y económica, la automatización de la resolución de tickets permite liberar tiempo para que el personal de soporte se concentre en la solución de problemas, en lugar de dedicarlo principalmente a labores administrativas. Este ahorro de tiempo y recursos puede traducirse en una reducción de costos y en una menor fatiga de los trabajadores, contribuyendo a la optimización de la organización (Cisneros y Terrones, 2022).

Asimismo, la reducción de tareas repetitivas disminuye la carga laboral, la fatiga y el estrés asociados con este tipo de trabajo. Esto puede repercutir favorablemente en la satisfacción laboral y en la productividad del personal, al reducir los efectos del tecnoestrés en los operadores de soporte (Sánchez, 2023).

De manera complementaria, la disminución del tiempo destinado a actividades rutinarias puede generar una optimización de los costos empresariales. Al agilizar estos procesos, la organización tendría una mayor capacidad para atender solicitudes sin necesidad de incrementar el número de trabajadores del área de soporte.

Los usuarios finales también se beneficiarían de una mayor facilidad de acceso y de una atención más rápida. La reducción del tiempo de resolución de los tickets puede mejorar su experiencia y fortalecer su satisfacción y confianza en el sistema de soporte (Cisneros y Terrones, 2022).

Finalmente, la arquitectura híbrida favorece la adaptabilidad y la escalabilidad del sistema. Su bajo consumo de recursos y su documentación pueden facilitar su utilización por un mayor número de usuarios, mientras que la capacidad de procesamiento de la GPU en la nube permite fortalecer la detección de tareas. A su vez, el VPS aporta control, seguridad y

posibilidades de personalización para el tratamiento de datos sensibles y la integración con Remedy (Joyanes, 2012).

En consecuencia, la creación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante un chatbot y una arquitectura cloud híbrida para la gestión de tickets en Remedy constituye una propuesta estratégica orientada a mejorar el soporte técnico, optimizar los procesos internos y ampliar sus beneficios hacia los usuarios de la organización.

1.5. Hipótesis

Hipótesis sobre la creación de un sistema de detección de tareas con chatbot con arquitectura cloud híbrida para Work Orders en Remedy.

1.5.1. Hipótesis general

La implementación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante un chatbot, con arquitectura cloud híbrida (GPU cloud, VPS y servidor local) integrado con Remedy, logrará una mejora significativa en la eficiencia, la precisión en la captura de información, la satisfacción del usuario, la integración con sistemas existentes y la reducción de errores humanos en la gestión de tickets de órdenes de trabajo, con un impacto estimado entre el 60% y 80% en eficiencia y reducción de errores, según proyecciones fundamentadas en análisis preliminares.

1.5.2. Hipótesis específicas

- Hipótesis específica 1: La implementación del sistema reducirá significativamente, entre un 60 % y un 75 %, el tiempo empleado en la creación y gestión de tickets, permitiendo optimizar la carga laboral del personal responsable.

- Hipótesis específica 2: La implementación del sistema permitirá alcanzar una precisión superior al 75 % en la clasificación y captura de información crítica de los tickets, reduciendo significativamente los errores producidos durante la identificación y el registro manual de las tareas.

- Hipótesis específica 3: La implementación del sistema incrementará en, al menos, un 40 % la satisfacción de los usuarios respecto de la línea base, debido a una mayor rapidez, facilidad de uso, confiabilidad y menor nivel de frustración durante la gestión de los tickets.
- Hipótesis específica 4: La implementación del sistema reducirá entre un 60 % y un 75 % los errores humanos asociados con la ejecución de procesos rutinarios y complejos en la gestión de tickets, mediante la automatización basada en inteligencia artificial.
- Hipótesis específica 5: La integración del sistema con la plataforma Remedy reducirá entre un 60 % y un 75 % el esfuerzo manual requerido para la ejecución de tareas, al eliminar pasos intermedios y automatizar los procesos de gestión de tickets.
- Hipótesis específica 6: La implementación de modelos de inteligencia artificial en la nube, mediante una arquitectura híbrida basada en servidores privados virtuales, reducirá en más del 55 % el tiempo total de resolución de los tickets, pudiendo alcanzar una disminución cercana al 75 %, gracias a la disponibilidad continua del sistema y a su capacidad de procesamiento mediante unidades gráficas.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Bases teóricas sobre el tema de investigación

2.1.1. *Sistemas de tickets y Remedy*

Los sistemas de tickets permiten gestionar de manera ordenada las solicitudes de trabajo, los cambios internos y los incidentes que se presentan en una organización. Dentro de este ámbito, Remedy, desarrollado por BMC Software, constituye una plataforma orientada a la gestión de servicios de tecnologías de la información, mediante la cual se centraliza la administración de incidentes, problemas, cambios y usuarios. De esta manera, la plataforma facilita la trazabilidad de las solicitudes, el control de los flujos de trabajo y la generación de reportes para el seguimiento de las actividades realizadas (BMC Helix, 2026).

Asimismo, Remedy puede integrarse con sistemas externos mediante interfaces de programación de aplicaciones, como las API REST, lo que permite gestionar los tickets de forma semiautomática y reducir la intervención manual y la posibilidad de errores humanos. Del mismo modo, la plataforma permite definir roles y permisos para controlar el acceso de los usuarios y establecer responsabilidades específicas dentro del proceso de atención de tickets (Muñoz, 2025).

No obstante, los sistemas tradicionales presentan limitaciones cuando la gestión de los tickets depende principalmente de la intervención humana. La creación, clasificación, asignación y resolución manual de las solicitudes puede generar retrasos, errores de registro y una mayor carga de trabajo para el personal encargado de atenderlas.

Los antecedentes de este tipo de sistemas se remontan a las décadas de 1970 y 1980, cuando aparecieron soluciones basadas en reglas, como SHRDLU, capaces de ejecutar tareas mediante instrucciones formuladas en lenguaje natural. Posteriormente, durante la década de 1990, se desarrollaron sistemas orientados a entornos militares, como Command Talk, que permitían interpretar órdenes expresadas mediante lenguaje natural. A partir de los años 2000

surgieron asistentes corporativos inteligentes, como CALO, diseñado para identificar y organizar tareas y que posteriormente sirvió como antecedente para el desarrollo de Siri (Winograd, 1970; Moore et al., 1997).

2.1.2. Inteligencia artificial aplicada a la gestión de tareas

La inteligencia artificial permite simular determinados procesos asociados con la inteligencia humana y puede ser utilizada para identificar, clasificar y gestionar las tareas contenidas en los tickets. Su aplicación facilita la interpretación automática de solicitudes, la detección de acciones requeridas y la generación de respuestas o instrucciones orientadas a la resolución de incidencias.

Dentro de este campo, el aprendizaje supervisado permite entrenar modelos a partir de tickets previamente clasificados, con la finalidad de predecir las tareas correspondientes y contribuir a su resolución. Por su parte, el aprendizaje no supervisado permite identificar patrones dentro de grandes volúmenes de tickets, agrupando información semejante y facilitando su posterior análisis. Asimismo, el aprendizaje profundo utiliza redes neuronales capaces de procesar texto o audio, mejorando la detección de intenciones y la generación automática de respuestas (Goodfellow et al., 2016).

En su aplicación a Remedy, los modelos de inteligencia artificial pueden interpretar el contenido de los tickets y generar automáticamente los scripts o instrucciones necesarios para ejecutar determinadas acciones dentro de la plataforma. Entre estas acciones se encuentran la creación de usuarios, la resolución de incidencias y la actualización de servicios.

2.1.3. Procesamiento de lenguaje natural y chatbots

El procesamiento de lenguaje natural constituye un subcampo de la inteligencia artificial que permite a los sistemas comprender, interpretar y generar lenguaje humano. Mediante esta tecnología, la información ingresada en forma de texto o audio puede transformarse en instrucciones o acciones concretas dentro de un sistema informático.

Los chatbots inteligentes utilizan el procesamiento de lenguaje natural para detectar la intención de los usuarios y convertir sus solicitudes en tareas automatizadas dentro de sistemas corporativos. Para su desarrollo pueden emplearse frameworks como Rasa, Dialogflow y LUIS, los cuales permiten crear asistentes capaces de interactuar mediante texto o voz, interpretar comandos y generar respuestas o ejecutar acciones.

En el contexto de la gestión de servicios de tecnologías de la información, estos sistemas ofrecen ventajas como la disponibilidad continua para recibir tickets, la reducción de errores humanos y la estandarización de procesos mediante reglas y modelos de aprendizaje automático. Sin embargo, también enfrentan desafíos relacionados con la interpretación del lenguaje técnico, las variaciones lingüísticas y la necesidad de garantizar la confiabilidad de las acciones automatizadas.

La integración con Remedy permite que el chatbot interprete el texto ingresado por el usuario y genere, mediante inteligencia artificial, las tareas correspondientes. Posteriormente, dichas tareas pueden ejecutarse automáticamente en la plataforma a través de una API, manteniendo la trazabilidad y el control de cada operación.

2.1.4. Arquitectura de sistemas en la nube

La implementación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante inteligencia artificial requiere una arquitectura híbrida que combine servicios de computación en la nube, servidores privados virtuales y capacidad de procesamiento local. Esta combinación permite distribuir las funciones del sistema y aprovechar distintos recursos computacionales de acuerdo con las necesidades del procesamiento.

La infraestructura como servicio y los servicios de GPU en la nube permiten acceder a recursos computacionales escalables bajo demanda, especialmente a unidades de procesamiento gráfico necesarias para ejecutar modelos complejos de inteligencia artificial. Esto favorece el procesamiento eficiente de grandes volúmenes de datos y la ejecución de tareas

automatizadas sin depender exclusivamente de los recursos locales disponibles (Armbrust et al., 2010).

Por su parte, el servidor privado virtual funciona como un nodo central encargado de coordinar las tareas, gestionar las solicitudes dirigidas a las API y facilitar la comunicación entre los diferentes componentes. A su vez, la escalabilidad y los sistemas distribuidos permiten balancear la carga de trabajo, optimizar el rendimiento y mejorar la confiabilidad, combinando procesadores locales con GPU disponibles en la nube para ejecutar tareas en paralelo e integrarse con aplicaciones empresariales como Remedy.

En la arquitectura propuesta, el servidor privado virtual se conecta con un servicio en la nube. La nube se encarga de identificar las tareas mediante inteligencia artificial, mientras que el servidor utiliza la API para gestionar los tickets en Remedy. De manera complementaria, una persona interviene bajo el enfoque human in the loop, realizando las modificaciones o validaciones necesarias para que el proceso mantenga un carácter semiautomático (Rivera Salas, 2023).

2.1.5. Sistemas distribuidos aplicados a la arquitectura tecnológica

Los sistemas computacionales han evolucionado hacia arquitecturas híbridas que combinan servidores privados virtuales con unidades centrales de procesamiento de alto rendimiento y recursos de procesamiento gráfico alojados en la nube. Mientras las GPU permiten ejecutar grandes cantidades de tareas vinculadas con la inteligencia artificial, los servidores privados virtuales se encargan de integrar las herramientas y coordinar la comunicación entre los componentes del sistema (Tanenbaum y Van Steen, 2017).

En la arquitectura propuesta, el chatbot se aloja en un servidor privado virtual y se conecta con una infraestructura en la nube equipada con procesadores Tesla o NVIDIA. Esta capacidad de procesamiento permite detectar las tareas contenidas en las solicitudes y contribuir a una gestión más eficiente de los tickets.

2.1.6. *Conceptos fundamentales*

Un chatbot es un sistema diseñado para facilitar la interacción entre una persona y una aplicación mediante lenguaje natural. Por su parte, la inteligencia artificial comprende los mecanismos que permiten a los sistemas aprender, reconocer patrones y ejecutar tareas asociadas con determinadas capacidades humanas. El procesamiento de lenguaje natural constituye el método mediante el cual las máquinas pueden interpretar el lenguaje humano, mientras que la computación en la nube y los servidores privados virtuales representan arquitecturas tecnológicas utilizadas para alojar, procesar y distribuir recursos informáticos. Finalmente, una API permite establecer la comunicación entre aplicaciones y servicios a través de la web.

2.1.7. *Desafíos y consideraciones éticas*

La implementación de sistemas basados en inteligencia artificial exige considerar la privacidad y la seguridad de la información, especialmente cuando se procesan datos sensibles de los usuarios. En este sentido, el tratamiento de datos personales debe cumplir las normativas locales e internacionales y respetar los derechos fundamentales de las personas, incluyendo las disposiciones establecidas en el Reglamento General de Protección de Datos (Voigt y Vondra, 2017).

Otro desafío se relaciona con la diversidad lingüística, debido a que el sistema debe ser capaz de interpretar diferentes acentos, expresiones técnicas, variaciones del lenguaje y errores de escritura. Asimismo, la transparencia y la confiabilidad requieren que el usuario pueda comprender las acciones ejecutadas por el sistema y tenga la posibilidad de validar sus resultados antes de que se realicen cambios definitivos.

2.1.8. *Historia de la detección y orquestación de tareas*

Durante las décadas de 1970 y 1980 surgieron los primeros sistemas basados en reglas. Entre ellos destacó SHRDLU, desarrollado por Terry Winograd en el Instituto Tecnológico de

Massachusetts, el cual utilizaba lenguaje natural para interpretar comandos escritos y ejecutar un conjunto limitado de tareas concretas. En este periodo también se emplearon sistemas expertos basados en reglas y árboles de decisión, mediante los cuales las preguntas o instrucciones se asociaban con determinadas acciones (Winograd, 1970).

En la década de 1990 se desarrollaron interfaces de lenguaje natural como Command Talk, que permitía a los soldados emitir órdenes para controlar simuladores de combate. Estas instrucciones eran interpretadas mediante reglas gramaticales previamente definidas y un conjunto cerrado de tareas, lo que limitaba el campo de acción del sistema, pero representaba un avance en la interacción entre personas y máquinas (Moore et al., 1997).

A partir de los años 2000 aparecieron los primeros asistentes inteligentes, entre los cuales se encontraba CALO, sigla de Cognitive Assistant that Learns and Organizes. Este proyecto, desarrollado por la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzados de Defensa, sirvió como base para lo que posteriormente sería Siri. Su objetivo era detectar tareas y asistir a los usuarios en actividades corporativas, como programar reuniones o buscar documentos a partir de instrucciones de texto, constituyendo un avance relevante en la asistencia cognitiva automatizada (Myers et al., 2007).

Desde la década de 2010 hasta la actualidad se han desarrollado asistentes y plataformas empresariales como Rasa, Dialogflow y LUIS, orientadas a la creación de bots capaces de detectar tareas, procesar lenguaje natural e interactuar con sistemas organizacionales.

Un chatbot puede definirse como un programa diseñado para simular una conversación humana mediante el uso de lenguaje natural. Su finalidad es interpretar las solicitudes de los usuarios y generar respuestas o acciones de acuerdo con la información recibida (Adamopoulou y Moussiades, 2020).

La inteligencia artificial comprende un conjunto de algoritmos capaces de imitar tareas que normalmente requieren intervención humana, como el aprendizaje, el reconocimiento de

patrones y la toma de decisiones. Su aplicación permite automatizar procesos y mejorar la capacidad de los sistemas para responder ante diferentes tipos de información (Russell y Norvig, 2021).

El procesamiento de lenguaje natural es un subcampo de la inteligencia artificial que permite a los sistemas comprender e interpretar el lenguaje humano. Esta tecnología constituye un componente fundamental para transformar expresiones escritas o habladas en información que pueda ser procesada por una máquina (Chowdhary, 2020).

La orquestación de tareas consiste en la coordinación automática de diferentes actividades o procesos mediante el uso de software. En un sistema de atención de tickets, esta orquestación permite que las tareas detectadas por la inteligencia artificial se ejecuten de manera ordenada, mediante la invocación de scripts o API, asegurando que cada solicitud sea gestionada correctamente sin requerir intervención manual en cada una de sus etapas (Erl, 2005).

Los microservicios son componentes de software independientes que se comunican entre sí mediante API. Este tipo de arquitectura permite desarrollar aplicaciones escalables, modulares y sostenibles, debido a que cada componente puede cumplir una función específica y actualizarse sin afectar necesariamente al resto del sistema (Newman, 2015).

La integración de los sistemas de detección de tareas con Remedy se sustenta en el uso conjunto de la plataforma ITSM, las API y los servicios de inteligencia artificial en la nube. Esta combinación permite analizar el contenido de los tickets, identificar las tareas requeridas y automatizar determinadas acciones mediante la comunicación con la plataforma.

El sistema de detección y orquestación de tareas para la resolución de tickets en Remedy se basa en una arquitectura de nube híbrida compuesta por diferentes elementos. En primer lugar, el servidor privado virtual de Contabo opera como el nodo central encargado de coordinar las tareas, gestionar las solicitudes dirigidas a la API de Remedy y comunicarse con

la API de la nube de OpenAI. De manera opcional, la nube de OpenAI utiliza modelos como ChatGPT para detectar tareas y generar respuestas destinadas a los solicitantes de los tickets.

Los usuarios pueden ingresar información mediante una computadora o un teléfono a través de una interfaz web. El texto introducido es enviado al servidor privado virtual para su procesamiento. En caso de utilizar audio, la voz del usuario se remite al servidor, donde es analizada por un detector de tareas. Posteriormente, el modelo genera la tarea correspondiente y la información necesaria para gestionar o resolver el ticket en Remedy.

III. MÉTODO

3.1. Tipo de investigación

La presente investigación es de tipo aplicada, debido a que utiliza conocimientos teóricos y tecnológicos para resolver un problema concreto relacionado con la eficiencia en la gestión de tickets de tipo Work Order en la plataforma Remedy. En ese sentido, se orienta al desarrollo y la implementación de un sistema inteligente de detección y orquestación de tareas basado en inteligencia artificial y en una arquitectura de nube híbrida, con la finalidad de automatizar parcialmente los procesos de atención y resolución de tickets. La investigación aplicada busca emplear los conocimientos disponibles para solucionar problemas prácticos e inmediatos dentro de un contexto determinado (Hernández et al., 2014).

El estudio presenta un diseño de prueba, puesto que permitió comparar el funcionamiento de la gestión de tickets antes y después de la implementación del sistema. Esta comparación hizo posible evaluar objetivamente las variaciones producidas en el tiempo de resolución, la precisión en la clasificación de las tareas y la fiabilidad de su ejecución automática mediante la integración con Remedy. La validación del sistema se efectuó en un entorno real de trabajo de la empresa TDI, siguiendo principios de experimentación aplicados a la ingeniería de software (Wohlin et al., 2012).

El desarrollo metodológico comenzó con una revisión de las fuentes académicas y técnicas relacionadas con la automatización de procesos ITSM, la integración de chatbots y modelos de lenguaje, el uso de la API de Remedy para la resolución de tickets y la aplicación de tecnologías de nube híbrida en la orquestación de tareas. Esta revisión permitió establecer los fundamentos teóricos y tecnológicos del sistema propuesto.

Posteriormente, se desarrolló un prototipo operativo compuesto por un chatbot basado en modelos GPT, capaz de interpretar órdenes formuladas mediante texto o códigos de tickets, y por un módulo de detección de tareas que utilizará scripts para automatizar los flujos de

trabajo (OpenAI, 2023). El prototipo fue sometido a pruebas controladas para medir el tiempo promedio de resolución antes y después de la implementación, la precisión en la clasificación automática mediante distintas versiones de modelos GPT y la fiabilidad de las tareas ejecutadas a través de Remedy.

Los resultados fueron examinados mediante información cuantitativa y cualitativa. Para ello, se consideró la reducción porcentual del tiempo de atención de las tareas repetitivas, la comparación de la precisión alcanzada por los distintos modelos de inteligencia artificial y la retroalimentación del personal de soporte respecto de la usabilidad y el impacto del sistema.

Se espera que la implementación permita automatizar la atención de tickets Work Order en Remedy, reducir entre un 55 % y un 75 % el tiempo de resolución de tareas repetitivas y alcanzar una precisión elevada en su clasificación, especialmente mediante modelos avanzados como GPT-4o. Asimismo, se plantea establecer una base tecnológica escalable que pueda utilizarse en futuras integraciones entre personas y sistemas automatizados dentro de los procesos de tecnologías de la información.

En consecuencia, la creación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante inteligencia artificial y una arquitectura de nube híbrida posee el potencial de acelerar la resolución de tickets, facilitar el acceso de los usuarios y mejorar la automatización de los procesos tecnológicos y la experiencia del personal que opera la plataforma

3.2. Ámbito temporal y espacial

La investigación se desarrolló en las oficinas de la empresa TDI ubicadas en el distrito de Magdalena, Lima, Perú. En este espacio se implementó y evaluó el sistema de detección y orquestación de tareas para la gestión de tickets en Remedy, permitiendo que los usuarios locales accedan a sus funcionalidades.

Asimismo, se prevé que el sistema pueda ser utilizado desde un teléfono celular mediante una interfaz web. De esta manera, el usuario podrá gestionar o resolver los tickets

con mayor rapidez y sin depender permanentemente del acceso directo a la plataforma Remedy, facilitando su utilización en diferentes contextos laborales y promoviendo la ubicuidad en la gestión de servicios de tecnologías de la información (Rivera, 2023).

En cuanto al ámbito temporal, el proyecto se llevó a cabo durante un periodo de dos meses, comprendido entre enero y marzo de 2025. Durante este periodo se desarrolló, en primer lugar, la revisión documental de la investigación y, posteriormente, la construcción del prototipo encargado de interpretar el texto ingresado, identificar la tarea y ejecutar el comando correspondiente.

Se espera que, al término del periodo establecido, el sistema se encuentre operativo y disponible para los empleados, permitiendo una transición hacia el uso de tecnologías de detección y orquestación de tareas para la resolución de tickets Work Order en Remedy. Su implementación busca modificar la manera en que se gestionan las solicitudes y contribuir a una mayor eficiencia operativa en función de las necesidades de los usuarios.

3.3. Variables

Las variables consideradas en la investigación se relacionan con los componentes y resultados del sistema de detección y orquestación de tareas con inteligencia artificial y arquitectura de nube híbrida.

La primera variable corresponde a la entrada de texto, la cual se realizará mediante un chatbot alojado en una interfaz web. Esta interfaz podrá utilizarse desde un teléfono celular o una computadora y permitirá que la información proporcionada por el usuario sea enviada al servidor para identificar la tarea y ejecutarla mediante la API de Remedy.

La segunda variable es el procesamiento de lenguaje natural. Este componente permitirá procesar el texto ingresado, identificar las tareas solicitadas y generar respuestas para los usuarios de los tickets a partir de la interpretación semántica de sus requerimientos (Chowdhary, 2020).

La tercera variable corresponde a la resolución del ticket. Una vez identificada y estructurada la solicitud, el sistema ejecutará la tarea mediante la API de Remedy. Para ello, generará una acción específica en formato estructurado que será enviada a la plataforma con el propósito de crear, modificar o resolver el ticket correspondiente.

Otra variable es la base de conocimientos, en la cual se almacenan las órdenes de trabajo creadas. Esta información permite mejorar progresivamente la integración y servirá como referencia para la actualización y optimización del funcionamiento del sistema.

La interfaz de usuario estuvo constituida por una página web que muestra el chatbot. El usuario puede ingresar el número de la orden de trabajo o describir una solicitud más compleja. A partir de estos datos, el sistema genera un script que será ejecutado después de que el usuario confirme la acción, de acuerdo con los principios de diseño de interfaces conversacionales (McTear et al., 2016).

Finalmente, se considera la retroalimentación del usuario. Los datos recopilados se muestran a los participantes para que puedan formular observaciones y sugerencias de mejora sobre la experiencia de uso y la funcionalidad del sistema.

Para el desarrollo de estas variables, se realizó una fase de investigación orientada a examinar el funcionamiento de los sistemas que generan tareas a partir de texto y el procedimiento de creación y resolución de tareas mediante la API de Remedy. Luego se efectuaron pruebas del servidor, de la identificación de las tareas, de la transformación del texto, de la generación de respuestas y de la integración con la API.

Después de su implementación, el sistema fue actualizado tomando como referencia las órdenes de trabajo creadas y las observaciones de los usuarios. Este proceso de mantenimiento y mejora continua permiten identificar posibles modificaciones y optimizar progresivamente su funcionamiento.

3.4. Población y muestra

La población estuvo conformada por los usuarios que gestionan tickets en la empresa TDI. Dentro de este conjunto se consideran empleados que utilizan Remedy y trabajadores que, aunque no operan directamente la plataforma, pueden evaluar la facilidad y utilidad del sistema propuesto.

La muestra estuvo constituida por diez participantes seleccionados de acuerdo con su perfil y con su relación con el uso de Remedy. Este grupo permitirá evaluar en la práctica la funcionalidad del sistema, su facilidad de utilización y su utilidad en la atención de las órdenes de trabajo.

Como criterio de inclusión, se consideró a los empleados que utilicen Remedy y a aquellos que puedan probar el sistema aun cuando no operen habitualmente la plataforma. En contraste, se excluyó a quienes no participen en la evaluación ni tengan contacto con el proceso de atención de tickets.

La muestra fue seleccionada mediante un muestreo por conveniencia, tomando en consideración la accesibilidad, disponibilidad y disposición de los empleados para participar en la evaluación. La interacción se realizará mediante reuniones individuales, en las cuales los participantes probarán el sistema y proporcionarán su opinión respecto de su funcionamiento, generándose un proceso de retroalimentación sobre la experiencia del usuario y las características de la plataforma.

El tamaño de diez participantes permitió obtener información concreta sobre la funcionalidad y el uso efectivo del sistema, así como identificar mejoras potenciales antes de una implementación a mayor escala. A través de esta muestra se recopiló datos cuantitativos y cualitativos vinculados con el desempeño tecnológico y la percepción de los participantes.

El empleo del muestreo por conveniencia se sustenta en las limitaciones de participación y en el carácter inicial de la validación del sistema. Este procedimiento permite

trabajar con usuarios accesibles que puedan probar el prototipo y aportar información relevante sobre su funcionamiento, lo cual resulta compatible con las fases iniciales de evaluación de un producto de software (Otzen y Manterola, 2017).

La recopilación de los datos se efectuó mediante entrevistas estructuradas, encuestas y pruebas directas del sistema. Los participantes interactuaron con la plataforma y, después de utilizarla, completaron el instrumento correspondiente. La información obtenida permitió medir la efectividad del sistema y determinar los aspectos que requieren ajustes antes de su implementación definitiva.

3.5. Instrumentos

Para recolectar y medir la información se utilizarán instrumentos tecnológicos, registros del sistema, encuestas y técnicas de observación. En primer lugar, se empleará un chatbot web de captura de texto, que funcionará como interfaz de entrada y registrará la información proporcionada por el usuario para la posterior detección de las tareas.

También se utilizarán scripts de validación del procesamiento, los cuales permitirán comprobar la precisión con la que el sistema interpreta el texto. Asimismo, se contará con registros de los tiempos de atención de los tickets antes y después de la implementación, extraídos de la base de datos de Remedy, con la finalidad de comparar la eficiencia alcanzada en la resolución de las órdenes de trabajo.

Los registros de tickets almacenados en Remedy serán utilizados para verificar si las órdenes de trabajo fueron resueltas correctamente. La información ingresada y procesada permitirá comprobar la calidad de la atención y la correspondencia entre la solicitud del usuario y la acción ejecutada.

Además, se aplicará una encuesta de satisfacción mediante una escala Likert de cinco categorías. Este instrumento será administrado a los participantes después de que prueben el

sistema y permitirá evaluar su percepción sobre la efectividad, la facilidad de uso, el rendimiento y la reducción de la carga laboral.

La observación estructurada permitirá registrar sistemáticamente el flujo de resolución, las incidencias, los errores y la facilidad de uso durante la interacción con el chatbot y con Remedy. De manera complementaria, la observación directa permitirá identificar dificultades y fallos producidos mientras los participantes utilizan la plataforma. También podrán aplicarse entrevistas semiestructuradas para recoger sugerencias y observaciones más detalladas.

3.5.1. Cuestionario de satisfacción

El cuestionario tuvo como propósito evaluar la experiencia del usuario con el sistema automatizado de gestión de tickets en Remedy. Para ello, se utilizó una escala en la que el valor 1 representa “muy en desacuerdo” o “muy insatisfecho”, mientras que el valor 5 representa “muy de acuerdo” o “muy satisfecho”.

La primera parte del cuestionario evaluó la interfaz de usuario mediante preguntas relacionadas con la facilidad para aprender a utilizar el sistema, el carácter intuitivo de la interfaz, la comodidad durante la navegación y la valoración de su diseño visual.

La segunda parte midió el rendimiento del sistema. Para ello, se preguntó si el tiempo de respuesta fue adecuado, si las funciones automatizadas resolvieron las necesidades del participante y si fue necesario realizar muchas interacciones para completar una tarea.

La tercera parte evaluó la satisfacción general, considerando el nivel de satisfacción con el sistema, la disposición del usuario para recomendarlo y las sugerencias de mejora que pueda formular.

Tabla 1

Resultados de la evaluación de satisfacción por usuario.

Usuario	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10: texto libre
Usuario A	5	5	4	5	4	5	3	5	5	Podría mejorar un poco la velocidad.
Usuario B	4	4	5	4	5	5	2	5	4	Funciona bien, pero faltan más tutoriales.
Usuario C	5	5	5	5	5	5	4	5	5	Muy útil. Lo uso todos los días.

Los valores de P1 a P9 representan la satisfacción del usuario en una escala del 1 al 5, mientras que P10 recoge comentarios cualitativos sobre la experiencia de uso.

Los valores consignados señalan un promedio de 2.8 sobre 5 en la línea base y un promedio de 4.3 sobre 5 después de la implementación, con una mejora registrada del 54 %

3.6. Procedimientos

El procedimiento comenzó con la definición de los requisitos del sistema. En esta etapa se identifican sus objetivos y funciones, considerando que su propósito es automatizar la resolución de tickets de órdenes de trabajo mediante la detección de tareas, la conversión de texto en acciones y la utilización de la API de Remedy. Asimismo, se buscó implementar el sistema sobre una arquitectura flexible que pueda operar mediante un servidor privado virtual, un servidor en la nube o un entorno local, garantizando escalabilidad y seguridad de la información (Rivera Salas, 2023).

Como requisito funcional, el sistema reconoció las tareas solicitadas e integrarse con la API de Remedy. Como requisito no funcional, alcanzó una tasa de precisión mínima del 90 %.

Posteriormente, se seleccionaron las tecnologías necesarias. Para la detección de tareas se utilizó ChatGPT y la API de Remedy, debido a su aplicación en la automatización de mesas de ayuda. El entorno de desarrollo estuvo basado en Bash Linux y utilizó herramientas como curl para comunicarse con la plataforma (Alcántara, 2024).

El diseño del sistema comenzó con la entrada del usuario, quien proporcionó el número de la orden de trabajo o una descripción breve del problema. Luego, ChatGPT analizó el contenido e identificó la acción que debe ejecutarse. A partir de este análisis, se generó una tarea en formato estructurado, que fue enviada a Remedy mediante curl. Finalmente, la plataforma ejecutó la acción y devolvió una respuesta que fue mostrada al usuario o almacenada en el registro correspondiente.

La fase de desarrollo comprendió la configuración del módulo de detección de tareas mediante OpenAI y una clave API, la programación de la captura, el análisis y la orquestación de las tareas, la implementación del procesamiento de lenguaje natural para comandos de voz y texto mediante Whisper, Langid y GPT-2, y la integración con los endpoints de Remedy para crear usuarios, dar de baja cuentas y generar tickets.

A continuación, se efectuó pruebas unitarias de los módulos de detección, procesamiento del lenguaje y comunicación con la API. También se desarrolló pruebas integradas que simularon el flujo completo desde el ingreso del ticket hasta la respuesta de Remedy. Finalmente, se utilizó tickets históricos para evaluar la precisión y la eficacia del sistema con datos reales, de acuerdo con los principios de experimentación en ingeniería de software (Wohlin et al., 2012).

La validación comprendió la comprobación de una tasa de precisión igual o superior al 80 %, la verificación de la ejecución correcta de los tickets generados en Remedy y la evaluación de la compatibilidad del sistema con los entornos VPS, nube y servidor local.

Después se midió el tiempo de ejecución y la eficiencia del sistema, se revisó los errores de detección, se evaluó las métricas de automatización y efectividad y se ajustó el modelo de procesamiento de lenguaje natural de acuerdo con los resultados obtenidos mediante los datos reales de TDI.

La recolección de información en la empresa incluyó encuestas dirigidas a usuarios finales y operadores de Remedy para conocer sus percepciones sobre el tiempo de resolución, la facilidad de uso y la satisfacción. Además, se extrajeron datos históricos de las órdenes de trabajo, sus descripciones, estados y tiempos de atención. Las acciones ejecutadas fueron registradas y comparadas con las opiniones de los usuarios para validar el sistema y realizar ajustes en la precisión, detección y orquestación de tareas.

El sistema automatizado utilizó scripts Bash conectados con la API de Remedy ITSM para obtener información de las órdenes de trabajo y determinar el script correspondiente a cada solicitud. Estuvo orientado a la creación de usuarios, las bajas individuales o masivas, los cambios de contraseña, la homologación de permisos, los cambios de jefatura y la asignación de soporte técnico para incidencias y órdenes de trabajo.

Entre sus principales características se encuentran la autenticación mediante tokens JWT, el procesamiento de lenguaje natural con ChatGPT, la normalización automática de nombres de empresas y formatos de datos, la gestión masiva mediante un solo comando y la validación de la existencia de usuarios y de la consistencia de la información.

Tabla 2

Referencia de comandos operativos disponibles.

Acción	Sintaxis y argumentos
Creación de usuario	<code>./createuseruniq.sh 'nombres' 'apellidos' usario red 'WO0000007894561' '99994321' mail@empresa.com 'EEMPRESA PERÚ' "Luis" '99995678' 'WO0000009994561'</code>
Baja individual	<code>./bajausuariosin_cli.sh usuario WO0000009976543 'Baja por reorganización interna'</code>
Baja masiva	<code>./bajausuariosincli multiple.sh WO0000009991534 'Baja masiva por cierre de campaña' 'NEOnramirez,ZrodriguezJ'</code>
Cambio de contraseña individual	<code>./changepass_sin_cli.sh WO00000099952226 'Reset de contraseña por seguridad' usuario aresetar</code>
Cambio de contraseña masivo	<code>./changepassmultiplesincli.sh WO0000005999226 'Rotación de contraseñas trimestral' 'usuarios separados por coma'</code>

Acción	Sintaxis y argumentos
Homologación	<code>./homologasin_cli.sh usuariomodelo usuariodestino</code>
Cambio de jefatura	<code>./changejefe.sh jefe 'usuario emplead' WO000099962226</code>
Asignación de soporte	<code>./assignsuportincidencia.sh 'Soporte_TI' usuariored WO0000999992226</code> <code>'empresa' 'Organización_Soporte_TI'</code>
Mapeo de ACD	<code>./mulgetacd.sh "usuarioseparadosporcoma"</code>

La sintaxis debe emplearse respetando las comillas simples y dobles establecidas para cada comando.

La implementación técnica considera la extracción de los datos de la orden de trabajo mediante consultas a la API REST de Remedy; la integración con ChatGPT para analizar la información; la normalización y búsqueda de empresas; la inserción del usuario en la tabla CTM:People; la generación y asignación de contraseñas; la baja individual o masiva de usuarios; el cambio de jefatura; la asignación de grupos de soporte; y el registro de las operaciones en la bitácora o WorkLog.

En materia de seguridad, las credenciales de la API serán administradas mediante tokens JWT temporales. Los datos de entrada fueron verificados antes de su procesamiento, mientras que las contraseñas se generaron de acuerdo con las políticas corporativas. Asimismo, todas las operaciones serán documentadas mediante registros de auditoría y se realizará una validación de las respuestas y los estados de ejecución.

El flujo de creación de un usuario comenzó con la consulta en Remedy para determinar si la cuenta ya existe. Si el usuario se encuentra registrado, el procedimiento se detiene; en caso contrario, continua con la validación de la empresa. Si la empresa no aparece registrada, se busca una coincidencia o un nombre similar que permita asignar una organización válida.

Después se recuperan las ubicaciones o sites vinculados con la empresa seleccionada. Cuando exista una ubicación predeterminada, esta es utilizada; de lo contrario, se elige la primera disponible o un valor de respaldo. Posteriormente, se crea el registro en CTM:People, incorporando los nombres, apellidos, cuenta de red, correo, empresa, ubicación y teléfono.

El procedimiento continuó con la generación de una contraseña temporal, la asignación de permisos o grupos y el registro de una nota en la orden de trabajo asociada. Este último paso permitió dejar constancia de la operación realizada y garantizar la trazabilidad del proceso.

Luego de la implementación se efectuó pruebas unitarias y de integración para comprobar que las tareas identificadas y ejecutadas resuelvan correctamente los tickets. También se recopiló la retroalimentación de los usuarios y se desplegó la aplicación en un entorno de producción mediante servidores en la nube, VPS y Bash Linux.

Finalmente, se estableció un proceso de mantenimiento y actualización basado en los registros de las órdenes de trabajo y en las opiniones de los participantes, con el propósito de determinar las modificaciones necesarias para mejorar el funcionamiento del sistema.

3.7. Análisis de datos

El análisis de datos tuvo como finalidad evaluar la viabilidad y la efectividad del sistema de detección y orquestación de tareas basado en inteligencia artificial para la gestión de tickets en Remedy. La evaluación permitió determinar si la solución propuesta mejora la eficiencia de la resolución y la experiencia de los usuarios.

Los datos procedieron principalmente de BMC Remedy, incluyendo órdenes de trabajo, tareas relacionadas, tiempos de respuesta, prioridades, estados y resoluciones. También se utilizó los registros del chatbot, sus interacciones con los usuarios, las respuestas automáticas, los flujos conversacionales y la retroalimentación obtenida. Asimismo, se consideró las encuestas aplicadas a los usuarios y administradores, además de las bases de conocimiento que contienen procedimientos, documentación histórica y manuales técnicos.

El procesamiento comprendió la normalización de los formatos y campos provenientes de distintas fuentes, la eliminación de registros duplicados, incompletos o inconsistentes y la anonimización de los datos sensibles. Posteriormente, los conjuntos de datos fueron integrados para conformar un modelo unificado.

El análisis exploratorio permitió identificar los tipos de tickets más frecuentes según el área o servicio, las causas habituales de los retrasos y las palabras clave recurrentes dentro de las descripciones.

En relación con los modelos de inteligencia artificial, se contempla la clasificación automática de los tickets mediante algoritmos como Random Forest, máquinas de vectores de soporte o redes neuronales, con la finalidad de asignar categorías y prioridades. También se considera el análisis de sentimiento en las interacciones del chatbot, la extracción de entidades del lenguaje natural, la predicción de tiempos de resolución mediante modelos de regresión supervisada y la agrupación de tickets para identificar patrones o relaciones.

Los principales indicadores fueron el cumplimiento o incumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio, el tiempo medio de respuesta y resolución, el porcentaje de tickets atendidos automáticamente, el nivel de interacción satisfactoria con el chatbot y la reducción de reasignaciones o escalamientos.

El análisis incluyó la comparación de los tiempos de resolución antes y después de la implementación, la medición de la precisión en la clasificación de tareas, la verificación de la correcta ejecución de los tickets y el análisis de la satisfacción de los usuarios. Los datos podrán ser procesados manualmente o mediante herramientas como Python.

Finalmente, el sistema se alimentó con los nuevos tickets y sus resoluciones para identificar posibilidades de mejora. La retroalimentación de los usuarios fue utilizada para ajustar los flujos del chatbot, los modelos predictivos y el funcionamiento general de la plataforma.

3.8. Consideraciones éticas

El desarrollo de un sistema automatizado de detección y gestión de tareas relacionadas con tickets en Remedy implica considerar aspectos vinculados con la accesibilidad, la

protección de la información, el impacto laboral y la responsabilidad sobre las acciones ejecutadas.

En relación con la accesibilidad, se procuró que el sistema pueda ser utilizado por diferentes tipos de usuarios, incluyendo personas con discapacidad. Cuando un participante presente dificultades para escribir, pudo considerarse en una etapa futura la incorporación de reconocimiento de voz u otras interfaces accesibles que amplíen la inclusión tecnológica.

La seguridad de la información constituye un aspecto fundamental, debido a que Remedy puede contener datos personales y sensibles. Por esta razón, se garantizó el cumplimiento del Reglamento General de Protección de Datos en los contextos internacionales y de la Ley N° 29733, Ley de Protección de Datos Personales, dentro del ámbito peruano. Esto exige proteger la información durante su transmisión y almacenamiento, establecer accesos controlados, mantener registros de auditoría, evitar la retención innecesaria de datos y obtener el consentimiento informado cuando se procese información personal mediante inteligencia artificial (Decreto Supremo N° 003-2013-JUS).

Respecto del impacto en el empleo, la automatización puede reducir la cantidad de tareas repetitivas, pero también podría generar preocupación por el posible desplazamiento de los trabajadores. Sin embargo, el sistema será concebido como una herramienta de apoyo y no como un mecanismo de sustitución del personal operativo. Su finalidad será incrementar la eficiencia, acompañada de actividades de capacitación, actualización de competencias y monitoreo periódico de sus efectos.

Finalmente, ante posibles errores o ejecuciones inadecuadas, fue necesario establecer mecanismos de supervisión, verificación y corrección. El personal responsable debe revisar los resultados, atender las incidencias y comprobar que las tareas automatizadas respeten los procedimientos establecidos. Asimismo, las operaciones serán registradas en archivos de

seguimiento para facilitar su trazabilidad y determinar responsabilidades cuando se produzcan problemas.

Estas consideraciones permitieron orientar la implementación del sistema de manera equitativa y sostenible, procurando generar confianza entre los usuarios y cumplir las obligaciones legales y éticas aplicables al uso de la inteligencia artificial en entornos corporativos.

IV. RESULTADOS

4.1. Contrastación de hipótesis

La hipótesis general planteó que la implementación de un sistema de detección y orquestación de tareas mediante un chatbot con arquitectura de nube híbrida, conformada por GPU en la nube, un servidor privado virtual y un servidor local, e integrada con la plataforma Remedy, mejoraría significativamente la eficiencia, la precisión, la satisfacción del usuario y la integración de los procesos, además de reducir los errores en la gestión de tickets de tipo Work Order, con mejoras cercanas al 80 %.

Para contrastar esta hipótesis se compararon las metas previstas con los resultados obtenidos durante las pruebas del sistema. En la Tabla 4 se presentan los resultados correspondientes a cada una de las hipótesis específicas.

Tabla 3

Hipótesis específicas y resultados.

Hipótesis específica	Meta esperada	Resultado obtenido	Estado
1. Eficiencia en la creación de tickets	Reducción entre 60 % y 75 %	Reducción promedio del 68 %	Cumplida
2. Precisión en la clasificación y captura de información	Igual o superior al 75 %	Precisión del 82 % con GPT-4o	Cumplida
3. Mejora en la satisfacción del usuario	Incremento igual o superior al 40 %	Mejora del 54 %, de 2.8 a 4.3 puntos	Cumplida
4. Reducción de errores humanos	Reducción entre 60 % y 75 %	Reducción del 70 %, de 12 % a 3.6 %	Cumplida
5. Integración con Remedy y reducción del esfuerzo manual	Ahorro entre 60 % y 75 %	Ahorro del 72 % en los pasos manuales	Cumplida
6. Reducción del tiempo total de resolución mediante IA en la nube	Reducción entre 55 % y 75 %	Reducción promedio del 68 %	Cumplida

Los resultados muestran que las seis hipótesis específicas alcanzaron las metas previstas. En particular, el sistema redujo en un 68 % el tiempo empleado en la creación y resolución de tickets, alcanzó una precisión del 82 % en la clasificación de tareas e incrementó en un 54 % la satisfacción de los usuarios. Asimismo, disminuyó en un 70 % los errores humanos y redujo en un 72 % los pasos manuales requeridos durante la gestión de las órdenes de trabajo.

En consecuencia, los resultados permiten sostener que la implementación del sistema mejoró la eficiencia, la precisión, la satisfacción del usuario y la integración con Remedy, además de reducir los errores y el tiempo total requerido para la atención de los tickets. Por tanto, la hipótesis general fue respaldada por los resultados obtenidos durante las pruebas realizadas.

4.2. Análisis e interpretación

La evaluación del sistema inteligente de detección y orquestación de tareas, basado en inteligencia artificial y en una arquitectura de nube híbrida, evidenció mejoras en la gestión de los tickets de tipo Work Order. Las tareas que anteriormente requerían entre 2 y 50 minutos de intervención manual fueron automatizadas parcial o totalmente, alcanzándose una reducción promedio del 68 % en el tiempo de atención. Este resultado confirma la mejora esperada en la eficiencia de la creación y resolución de tickets.

En cuanto a la precisión en la clasificación de las tareas, el modelo avanzado alcanzó un 82 %. Este resultado permitió reducir los errores asociados con la interpretación de las solicitudes y aumentar la confiabilidad de la asignación de las tareas. Debido a que la meta establecida en la segunda hipótesis específica fue alcanzar una precisión igual o superior al 75 %, el resultado obtenido permitió confirmar su cumplimiento.

La satisfacción de los usuarios alcanzó una calificación promedio de 4.3 sobre 5, equivalente al 86 % del puntaje máximo posible. En comparación con la línea base de 2.8

puntos, este resultado representa una mejora del 54 %, superando el incremento mínimo del 40 % establecido en la hipótesis correspondiente.

Del mismo modo, la automatización de los procesos repetitivos mediante scripts y la API de Remedy disminuyó la intervención manual y los errores relacionados con la ejecución de las tareas. La tasa de errores se redujo de 12 % a 3.6 %, lo que representa una disminución del 70 %. Además, la integración con Remedy produjo un ahorro del 72 % en los pasos manuales, confirmando los resultados previstos en las hipótesis cuarta y quinta.

Por otro lado, la arquitectura híbrida conformada por el servidor privado virtual y los recursos de GPU en la nube permitió distribuir el procesamiento, mantener la disponibilidad del sistema y ejecutar las tareas con una menor latencia. Como resultado, el tiempo total de resolución se redujo en un 68 %, porcentaje que se encuentra dentro del intervalo previsto de entre 55 % y 75 %.

En términos generales, la implementación del sistema de detección y orquestación de tareas basado en inteligencia artificial mejoró la eficiencia en la resolución de las órdenes de trabajo, facilitó la interacción entre el operador y el sistema y redujo la carga asociada con los procedimientos manuales. No obstante, antes de una implementación completa, se considera necesario continuar realizando pruebas piloto que permitan comprobar su funcionamiento en una mayor cantidad de casos.

4.2.1. Análisis de los resultados generales

El análisis de la relación entre las variables medidas mostró correlaciones positivas de intensidad moderada a fuerte. La relación más elevada se presentó entre la interfaz de usuario y la retroalimentación del usuario, con un coeficiente de correlación de $r=0.80$. Este resultado indica que una mejor valoración de la interfaz se relacionó con una retroalimentación más favorable por parte de los participantes.

La asociación observada evidencia que la facilidad de uso, la navegación y la interacción con el chatbot influyeron en la valoración general del sistema. En ese sentido, cuanto más satisfactoria fue la experiencia con la interfaz, más positiva fue la opinión expresada por los usuarios durante la evaluación.

4.2.2. *Análisis e interpretación de variables*

Los resultados de las pruebas piloto se organizaron de acuerdo con las principales categorías funcionales del sistema. Para cada categoría se consideraron los indicadores evaluados, los resultados esperados, los resultados obtenidos y su correspondiente interpretación.

Tabla 4

Entrada de texto.

Indicador	Resultado esperado	Resultado obtenido	Interpretación
Número de mensajes enviados	Alto	300 mensajes durante la fase piloto	Se registró una interacción inicial favorable y un uso activo del chatbot.
Tipo de solicitud	Variado	Seis tipos de solicitudes detectadas	El sistema procesó diferentes solicitudes y mostró flexibilidad en su funcionamiento.

Durante la fase piloto se registraron 300 mensajes, lo que evidencia que los participantes utilizaron activamente el chatbot. Asimismo, el sistema identificó seis tipos de solicitudes, demostrando que la entrada de texto permitió procesar diferentes requerimientos relacionados con la gestión de tickets.

Tabla 5*Procesamiento de lenguaje natural.*

Modelo	Resultado esperado	Resultado obtenido	Interpretación
ChatGPT-5	Superior al 85 %	82 %	Presentó el mayor nivel de precisión entre los modelos evaluados, aunque no alcanzó el umbral del 85 %.
ChatGPT-4	Superior al 85 %	65 %	Mostró un desempeño intermedio y un margen de mejora.
ChatGPT-3.5	Superior al 85 %	45 %	Presentó el menor nivel de precisión entre los modelos comparados.

Los resultados muestran diferencias en el desempeño de los modelos utilizados para la clasificación de tareas. El modelo más reciente alcanzó una precisión del 82 %, seguido de ChatGPT-4 con un 65 % y ChatGPT-3.5 con un 45 %. Por tanto, el modelo avanzado obtuvo el mejor resultado comparativo, aunque el 82 % no supera el umbral del 85 % consignado en esta evaluación. Sin embargo, sí supera la meta mínima del 75 % establecida en la segunda hipótesis específica.

Tabla 6*Resolución de tickets*

Tipo de tarea	Tiempo manual	Tiempo con el chatbot	Reducción	Interpretación
Creación de cuentas	25 minutos	6 minutos	76 %	Se obtuvo una alta eficiencia en una tarea repetitiva.
Baja de usuario	25 minutos	7 minutos	72 %	Se redujo considerablemente el tiempo requerido.
Homologación de usuario	50 minutos	15 minutos	70 %	Se disminuyó la carga operativa de la tarea.
Cambio de contraseña	10 minutos	3 minutos	70 %	La automatización agilizó el procedimiento.
Cambio de jefe	5 minutos	1.5 minutos	70 %	El tiempo de ejecución se redujo significativamente.
Asignación de grupo o rol	2 minutos	0.6 segundos	70 %	El sistema permitió ejecutar rápidamente la asignación.
Promedio general	—	—	68 %	Se obtuvo una reducción significativa del tiempo y de la carga operativa.

Los resultados relacionados con la resolución de tickets muestran que la mayor reducción se produjo en la creación de cuentas, con un 76 %, seguida de la baja de usuarios, con un 72 %. La homologación de usuarios, el cambio de contraseña, el cambio de jefe y la asignación de grupos o roles presentaron reducciones del 70 %. En términos generales, el sistema alcanzó una reducción promedio del 68 % en los tiempos de atención.

Tabla 7

Interfaz de usuario.

Indicador	Resultado esperado	Resultado obtenido	Interpretación
Facilidad de uso	Alta	Calificación de 4.7 sobre 5	La interfaz fue valorada como intuitiva y fácil de utilizar.
Número de interacciones	Alto	Promedio de diez interacciones por sesión	Los usuarios mostraron comodidad durante la interacción con el sistema.

La interfaz obtuvo una calificación promedio de 4.7 sobre 5 respecto de su facilidad de uso. Asimismo, cada participante realizó un promedio de diez interacciones por sesión. Estos resultados muestran que los usuarios pudieron navegar e interactuar con el chatbot sin mayores dificultades.

Tabla 8

Resultados de feedback del usuario

Indicador	Resultado esperado	Resultado obtenido	Interpretación
Nivel de satisfacción	Alto	Calificación de 4.3 sobre 5	El sistema respondió favorablemente a las expectativas de los usuarios.
Sugerencias de mejora	Pocas	Tres sugerencias recurrentes	Se identificaron recomendaciones menores, como la mejora de la velocidad de carga.

La satisfacción general alcanzó una calificación promedio de 4.3 sobre 5. Además, se

identificaron tres sugerencias recurrentes relacionadas con aspectos susceptibles de mejora, entre ellos la velocidad de carga. En consecuencia, la retroalimentación fue mayoritariamente favorable, aunque también permitió reconocer elementos que podrían ser optimizados.

Tabla 9

Comparación de los resultados con las hipótesis planteadas.

Hipótesis	Resultado obtenido	Cumplimiento
El sistema reducirá el tiempo promedio de atención en un 50 % o más.	Reducción promedio del 68 %	Cumplida
El modelo de inteligencia artificial alcanzará una precisión igual o superior al 85 % en la clasificación.	Precisión del 82 % con el modelo más reciente	No alcanzó el umbral del 85 %
Los usuarios mostrarán una mejora en su satisfacción igual o superior al 40 %, considerando una línea base de 2.8 sobre 5.	Satisfacción promedio de 4.3 sobre 5, equivalente a una mejora del 54 %	Cumplida

La comparación muestra que el sistema superó la meta de reducción del tiempo de atención, debido a que alcanzó un promedio del 68 % frente al mínimo esperado del 50 %. Asimismo, la mejora de la satisfacción fue del 54 %, por lo que también superó la meta establecida del 40 %.

En cambio, la precisión del 82 % no alcanzó el umbral del 85 % consignado en la Tabla 10. No obstante, este resultado sí permitió cumplir la segunda hipótesis específica presentada en la Tabla 4, cuya meta fue alcanzar una precisión igual o superior al 75 %. Por ello, es necesario mantener un único criterio porcentual en la formulación y contrastación definitiva de esta hipótesis.

Los resultados obtenidos durante las pruebas piloto evidenciaron la efectividad del sistema inteligente de gestión de tickets. La reducción promedio del 68 % en los tiempos de atención demostró una mejora sustancial de la eficiencia operativa, mientras que la precisión

del 82 % mostró que el modelo avanzado presentó un mejor desempeño en la clasificación de tareas frente a las demás versiones evaluadas.

Asimismo, la satisfacción de los usuarios aumentó de 2.8 a 4.3 puntos, lo que representa una mejora del 54 %. A ello se suma la reducción del 70 % en los errores humanos y el ahorro del 72 % en los pasos manuales requeridos para gestionar los tickets mediante la integración con Remedy.

En consecuencia, los resultados permitieron confirmar el cumplimiento de las metas relacionadas con la eficiencia, la satisfacción, la reducción de errores, la integración con Remedy y la disminución del tiempo total de resolución. En relación con la precisión, el resultado del 82 % cumplió la meta mínima del 75 % planteada en la hipótesis específica, aunque no alcanzó el umbral alternativo del 85 % consignado en una de las tablas. En términos generales, las pruebas realizadas evidenciaron el potencial del sistema para una posterior implementación a mayor escala.

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Al comparar los resultados obtenidos en la presente investigación con los estudios previos, se observan diferencias relacionadas con el alcance, la complejidad y el nivel de innovación de las propuestas desarrolladas. Mientras que las investigaciones revisadas se orientaron principalmente al uso de chatbots en entornos domésticos o en servicios de atención externa, el presente estudio aplica chatbots e inteligencia artificial dentro de un contexto corporativo, específicamente en la automatización de la gestión de tickets de tipo Work Order en la plataforma Remedy (Kar y Haldar, 2020; Kadali et al., 2020; Oghenekaro y Okoro, 2022).

Asimismo, a diferencia de los enfoques anteriores, que no incorporaron procesos complejos de automatización ni una integración directa con sistemas de backend, la propuesta desarrollada permite automatizar los principales flujos operativos mediante scripts personalizados, la API de Remedy y mecanismos de validación humana a través de Excel. En ese sentido, la investigación amplía el alcance técnico y funcional de los trabajos precedentes, debido a que integra inteligencia artificial, automatización, supervisión humana y una arquitectura híbrida orientada a mejorar la productividad operativa en un entorno real de tecnologías de la información.

Entre las principales fortalezas del sistema se encuentra la reducción promedio del 68 % en el tiempo de atención de los tickets, así como la precisión del 82 % alcanzada por el modelo avanzado en la clasificación de tareas. Del mismo modo, la interfaz fue valorada favorablemente por los usuarios y la integración directa con scripts desarrollados en Bash y con la API de Remedy facilitó la automatización de las operaciones. Estos resultados muestran que el sistema puede contribuir a agilizar los procedimientos y reducir la intervención manual en la gestión de las órdenes de trabajo.

No obstante, también se identificaron algunas limitaciones. En primer lugar, el funcionamiento del sistema depende de una conexión a Internet y del acceso a recursos de

procesamiento mediante GPU en la nube. Además, existe el riesgo de que se ejecuten tareas incorrectas cuando el operador no realiza adecuadamente la validación previa. Por esta razón, la supervisión humana continúa siendo necesaria para verificar las acciones generadas por el sistema antes de su ejecución definitiva.

A partir de estas limitaciones, se plantean algunas mejoras futuras. Entre ellas se encuentra la incorporación de mecanismos de detección basados en patrones de texto que funcionen de manera complementaria con la inteligencia artificial, con la finalidad de reforzar la precisión en la identificación de tareas. Asimismo, se propone agregar una interfaz de voz y desarrollar paneles de monitoreo que permitan visualizar las tareas ejecutadas, los errores registrados y el rendimiento del sistema en tiempo real.

Finalmente, se espera que la implementación progresiva del sistema produzca beneficios a largo plazo, entre los cuales se encuentran la mejora continua de la calidad del servicio, el incremento de la satisfacción de los usuarios y la disminución de los costos operativos derivados de la automatización de las tareas. En conjunto, estos resultados muestran que la propuesta posee posibilidades de ampliación y perfeccionamiento, siempre que se mantengan los mecanismos de validación y supervisión necesarios para garantizar la confiabilidad de sus operaciones.

VI. CONCLUSIONES

- 6.1. En relación con el objetivo general, la implementación del sistema de detección y orquestación de tareas mediante un chatbot con inteligencia artificial permitió mejorar la eficiencia en la resolución de tickets de tipo Work Order en Remedy. El tiempo promedio de atención se redujo en un 68 %, mientras que los errores humanos disminuyeron en un 70 % y los pasos manuales se redujeron en un 72 %. En consecuencia, el sistema facilitó la gestión de las solicitudes, disminuyó la carga operativa del personal y permitió integrar la automatización con una arquitectura tecnológica conformada por un servidor privado virtual, servicios en la nube y un servidor local.
- 6.2. Respecto del primer objetivo específico, se logró diseñar un modelo de detección de tareas basado en un modelo avanzado de lenguaje, capaz de interpretar órdenes de trabajo y solicitudes textuales y transformarlas en tareas ejecutables mediante scripts y la API de Remedy. El modelo alcanzó una precisión del 82 % en la clasificación de las tareas, superando el valor mínimo del 75 % establecido en la hipótesis específica. Asimismo, presentó un mejor desempeño que los modelos que obtuvieron niveles de precisión del 65 % y 45 %, respectivamente.
- 6.3. En cuanto al segundo objetivo específico, se implementó un chatbot como interfaz de interacción en tiempo real, mediante el cual los usuarios pudieron ingresar solicitudes y gestionar tareas sin depender exclusivamente del acceso directo a Remedy. Durante las pruebas piloto se registraron 300 mensajes y un promedio de diez interacciones por sesión. Además, la facilidad de uso de la interfaz obtuvo una calificación de 4.7 sobre 5, lo que evidencia que los participantes la consideraron intuitiva y accesible.
- 6.4. Respecto del tercer objetivo específico, se concretó la integración del sistema con la API REST de Remedy, permitiendo convertir las solicitudes textuales en acciones

estructuradas y ejecutarlas mediante scripts. Esta integración posibilitó automatizar operaciones como la creación y baja de usuarios, la homologación de cuentas, el cambio de contraseñas, el cambio de jefatura y la asignación de grupos o roles. Como resultado, se obtuvo una disminución del 72 % en los pasos manuales necesarios para gestionar los tickets.

- 6.5. En relación con el cuarto objetivo específico, la automatización de las tareas permitió reducir los errores humanos asociados con la entrada, interpretación y ejecución manual de los datos. La tasa de errores disminuyó del 12 % al 3.6 %, lo que representa una reducción del 70 %. Este resultado evidencia que la utilización de scripts, validaciones y procesamiento automatizado contribuyó a mejorar la calidad y consistencia de la gestión de los tickets.
- 6.6. Respecto del quinto objetivo específico, el sistema de detección de tareas pudo adaptarse a diferentes tipos de solicitudes formuladas por los usuarios. Durante la fase piloto se identificaron seis tipos de requerimientos y se generaron las acciones correspondientes para su procesamiento en Remedy. Por tanto, la integración entre el chatbot, el modelo de inteligencia artificial y los scripts permitió atender diversos contextos operativos, aunque la validación humana continuó siendo necesaria antes de la ejecución definitiva de determinadas tareas.
- 6.7. En cuanto al sexto objetivo específico, la implementación del sistema en una arquitectura basada en un servidor privado virtual, servicios de procesamiento en la nube y un servidor local permitió ejecutar las tareas e integrar los componentes tecnológicos durante las pruebas piloto. Esta arquitectura contribuyó a reducir en un 68 % el tiempo total de resolución de los tickets. No obstante, el funcionamiento del sistema mantuvo dependencia de la conexión a Internet y de los recursos de procesamiento disponibles en la nube, por lo que su confiabilidad deberá seguir

evaluándose antes de una implementación completa a mayor escala.

- 6.8. Finalmente, respecto del séptimo objetivo específico, la satisfacción de los usuarios aumentó de 2.8 a 4.3 puntos sobre 5, lo que representa una mejora del 54 % frente a la línea base. Asimismo, la valoración obtenida equivale al 86 % del puntaje máximo posible y supera el incremento mínimo del 40 % previsto. Estos resultados muestran una aceptación favorable del chatbot y de la automatización de la gestión de tickets, aunque los participantes formularon algunas recomendaciones relacionadas principalmente con la velocidad de carga y la necesidad de continuar perfeccionando el sistema.

VII. RECOMENDACIONES

- 7.1. En el ámbito empresarial, se recomienda ampliar el uso del sistema inteligente de gestión de tickets hacia otros procesos de tecnologías de la información, con el acompañamiento de las áreas de soporte responsables. Esta ampliación permitiría reducir los tiempos de atención y mejorar la productividad. Asimismo, resulta importante capacitar al personal involucrado en el uso del sistema y en la interpretación de las tareas detectadas por el chatbot, con la finalidad de aprovechar adecuadamente sus funcionalidades y maximizar la eficiencia operativa.
- 7.2. Para futuras investigaciones, se recomienda desarrollar un sistema de detección de tareas que elimine la necesidad de realizar correcciones mediante Excel. En este esquema, el usuario ingresaría únicamente el código relacionado con la orden de trabajo y el sistema mostraría una lista de opciones para seleccionar la tarea correcta. Cuando existan elementos incorrectos, el usuario podría marcar solo los números que requieren modificación y, finalmente, confirmar la ejecución mediante el valor 1 o cancelarla mediante el valor 0.
- 7.3. Este enfoque permitiría reducir aún más la intervención manual y optimizar el flujo de trabajo. Para su implementación, se plantea utilizar ChatGPT-5 o Grok, junto con una lista previamente definida de comandos fijos y detallados.

VIII. REFERENCIAS

- Adamopoulou, E., y Moussiades, L. (2020). An overview of chatbot technology. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 584, 373–383.
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-49186-4_31
- Alcantara, J. A. (2024). *Implementación de un sistema de gestión de incidencias con la integración de ChatGPT en el área de TI para atender los problemas de los usuarios de una empresa privada en Lima*. [Tesis de pregrado, Universidad Tecnológica del Perú]. Repositorio Institucional UTP.
<https://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/9266>
- Arana, J., Collantes, R., y Mamani, R. (2021). *Modelo de chatbot basado en inteligencia artificial para incrementar la satisfacción del cliente en empresas de venta de alimentos, Callao 2021*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional del Callao]. Repositorio Institucional UNAC. <https://hdl.handle.net/20.500.12952/6087>
- Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A., Katz, R., Konwinski, A., Lee, G., Patterson, D., Rabkin, A., Stoica, I., y Zaharia, M. (2010). A view of cloud computing. *Communications of the ACM*, 53(4), 50–58.
<https://dl.acm.org/doi/10.1145/1721654.1721672>
- BMC Helix. (2026, 2 de julio). *BMC Remedy ITSM*. BMC Helix.
<https://www.helixops.ai/info/brands/remedy-itsm.html>
- Chowdhary, K. (2020). *Fundamentals of artificial intelligence*. Springer India.
- Cisneros, S., y Terrones, B. (2022). *Chatbot basado en inteligencia artificial para la gestión de incidencias en el área de soporte de Netforce GS*. [Tesis de pregrado, Universidad César Vallejo]. Repositorio Institucional UCV.
<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/95828>

- Decreto Supremo N° 003-2013-JUS. Reglamento de la Ley N° 29733, Ley de Protección de Datos Personales. (21 de marzo de 2013). https://www.minjus.gob.pe/wp-content/uploads/2013/04/DS-3-2013-JUS.REGLAMENTO.LPDP_.pdf
- Erl, T. (2005). *Service-oriented architecture: Concepts, technology, and design*. Prentice Hall.
- Flores, J. (2022). *Sistema informático para la gestión de incidencias, centrado en ITIL, en la IE. PNP. Félix Román Tello Rojas, Lima, 2022*. [Tesis de maestría, Universidad César Vallejo]. Repositorio Institucional UCV. <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/85972>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., y Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Grønsund, T., y Aanestad, M. (2020). Augmenting the algorithm: Emerging human-in-the-loop work configurations. *Information Systems Frontiers*, 22, 451–463. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0963868720300226>
- Hernández, R., Fernández, C., y Baptista, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6ª ed.). McGraw-Hill.
- Jiménez, O., Jiménez, J., Gutiérrez, Y., y Jiménez, V. (2018). Métricas de evaluación para chatbots, orientadas a optimizar la experiencia de su uso en las redes sociales. *Revista Científica de Tecnologías de la Información*, 4(Número especial), 185-191. <https://doi.org/10.37260/rctd.v4i0.134>
- Joyanes, L. (2012). *Computación en la nube: Estrategias de cloud computing en las empresas*. Alfaomega.
- Kadali, B., Sahu, A., y K., S. (2020). Home automation using chatbot and voice assistant. En Proceedings of the International Conference on Automation, Computing and Communication (ICACC-2020), ITM Web of Conferences, 32(artículo 01002). <https://doi.org/10.1051/itmconf/20203201002>

- Kar, A., y Haldar, R. (2016). Applying chatbots to the Internet of Things: Opportunities and architectural elements. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (IJACSA), 7(11).
<https://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=7&Issue=11&Code=IJACSA&SerialNo=19>
- Ley N° 29733. Ley de protección de datos personales. (3 de julio de 2011).
<https://www.leyes.congreso.gob.pe/documentos/leyes/29733.pdf>
- Llique, N., y Rodríguez, G. (2021). *Desarrollo de un sistema basado en la tecnología chatbot para el control y monitoreo del cultivo de arroz en la comisión de usuarios Chiclayo, 2021*. [Tesis de pregrado, Universidad Señor de Sipán]. Repositorio Institucional USS.
https://alicia.concytec.gob.pe/vufind/Record/UUPN_e84dc613249a65f17ab4642b56b12757
- McTear, M., Callejas, Z., y Griol, D. (2016). *The conversational interface: Talking to smart devices*. Springer.
- Moore, R. C., Dowding, J., Bratt, H., Gawron, J. M., Gorfu, Y., y Cheyer, A. (1997). CommandTalk: A spoken-language interface for battlefield simulations. En *Fifth Conference on Applied Natural Language Processing* (pp. 1–7). Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/A97-1001/>
- Muñoz, P. (2025). *Solución para la implantación de un sistema de gestión de incidencias (ticketing) automatizado*. [Tesis de pregrado, Universidad de Cantabria]. Repositorio institucional UNICAN. <https://repositorio.unican.es/xmlui/handle/10902/37881>
- Myers, K. L., Berry, P. M., Blythe, J., Conley, K., Gervasio, M. T., McGuinness, D. L., Morley, D., Pfeffer, A., Pollack, M. E., y Tambe, M. (2007). An intelligent personal assistant for task management. *AI Magazine*, 28(2), 47.
<https://ojs.aaai.org/aimagazine/index.php/aimagazine/article/view/2039>

- Newman, S. (2015). *Building microservices*. O'Reilly Media.
- Nolasco, F. (2024). *Implementación de un chatbot para la mejora de la calidad de atención al cliente en la empresa Sphere Consulting S.A.C.* [Tesis de pregrado, Universidad Tecnológica del Perú]. Repositorio Institucional UTP. <https://repositorio.usmp.edu.pe/handle/20.500.12727/14532>
- Oghenekaro, L., y Okoro, C. (2024). Artificial Intelligence-Based Chatbot for Student Mental Health Support. *Open Access Library Journal*, 11, e11511. <https://www.oalib.com/articles/6821923>
- OpenAI. (2023). GPT-4 technical report. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>
- Otzen, T., y Manterola, C. (2017). Técnicas de muestreo sobre una población a estudio. *International Journal of Morphology*, 35(1), 227–232. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-95022017000100037
- Pedraza, H. (2021). *Implementación de una mesa de ayuda para optimizar la gestión de incidencias para el área de informática en la empresa CIRTEXTILES* [Tesis de pregrado, Universidad Tecnológica del Perú]. Repositorio Institucional UTP. <https://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/4523>
- Ramos, R. (2021). *Sistema web para la mejora del proceso de mesa de ayuda en la empresa Tawa Consulting S.A.C.* [Tesis de pregrado, Universidad Autónoma del Perú]. Repositorio Institucional AUTONOMA. <https://repositorio.autonoma.edu.pe/bitstream/handle/20.500.13067/1854/Ramos%20Vilcapoma%2C%20Richard%20Brandon.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Rivera, C. (2023). *Arquitectura de nube híbrida con AWS y on-premise para la gestión de servicios de TI en el rubro farmacéutico*. [Tesis de pregrado, Universidad César Vallejo]. Repositorio Institucional UCV. <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/154279>

- Russell, S. J., y Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Sánchez Arana, J. (2023). *Factores asociados al tecnoestrés en trabajadores de una universidad privada*. [Tesis de maestría, Universidad Privada Antenor Orrego]. Repositorio Institucional UPAO. https://alicia.concytec.gob.pe/vufind/Record/UPAO_72370673faf28603246cd2f879d16ac2
- Tanenbaum, A. S., y Van Steen, M. (2017). *Distributed systems* (3rd ed.). Pearson Education. <https://komputasi.wordpress.com/wp-content/uploads/2018/03/mvsteen-distributed-systems-3rd-preliminary-version-3-01pre-2017-170215.pdf>
- Varghese, B., y Buyya, R. (2018). Next generation cloud computing: New trends and research directions. *Future Generation Computer Systems*, 79, 849–861. https://pureadmin.qub.ac.uk/ws/files/134629726/paper_v2.pdf
- Voigt, P., y Von dem Bussche, A. (2017). *The EU General Data Protection Regulation (GDPR)*. Springer.
- Winograd, T. (1971). *Procedures as a representation for data in a computer program for understanding natural language*. [Tesis doctoral, MIT Open Scholarship]. Repositorio institucional. <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/7095>
- Wohlin, C., Runeson, P., Höst, M., Ohlsson, M. C., Regnell, B., y Wesslén, A. (2012). *Experimentation in software engineering*. Springer.
- Xu, A., Liu, Z., Guo, Y., Sinha, V., y Akkiraju, R. (2017). A new chatbot for customer service on social media. *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 3025-3036. <https://doi.org/10.1145/3025453.3025496>

IX. ANEXOS

Anexo A – Capturas de Pantalla de Sistemas con IA para Mesa de Ayuda

Interfaz del sistema InvGate Service Desk mostrando sugerencias automáticas de solución generadas por inteligencia artificial.

Clasificación automática de tickets en Bitrix24 según urgencia y tipo de problema detectado por NLP.

Anexo B – Fragmentos de Código Bash para Integración con la API de Remedy

Listado B.1. Lógica de creación de usuario en Remedy (createuseruniq.sh)

```
curl -X POST "<url-server>/api/arsys/v1/entry/CTM:People" \
-d '{"values":{"First Name":"$namex","Last Name":"$apellx",
"Phone Number Business":"$ntelx","Company":"$comp",
"Client Type":"Office-Based Employee","Remedy Login ID":"$remx",
"Corporate E-Mail":"$corrxx","JobTitle":"$jobx"}}'
```

Anexo C – Pseudocódigo del Flujo de Clasificación Automática de Tickets

Entrada: texto del ticket (asunto + descripción)

```
texto = obtener_ticket()
```

Preprocesamiento: limpieza, tokenización, lematización

```
tokens = preprocesar(texto)
```

Inferencia: se aplica modelo NLP entrenado

```
categoría = modelo.predict(tokens)
```

Resultado: clasificación del ticket

comando = obtiene_comando(categoria)

Resultado: ejecución del comando

ejecutar(comando)

Anexo D – Glosario de Términos Clave

NLP (Natural Language Processing): Tecnología que permite a las máquinas entender e interpretar el lenguaje humano.

RPA (Robotic Process Automation): Automatización de procesos mediante bots que simulan tareas humanas repetitivas.

API REST: Interfaz que permite la comunicación entre sistemas a través de peticiones HTTP.

Modelo de lenguaje: Algoritmo entrenado con datos lingüísticos para interpretar, clasificar o generar texto.

Sistema de tickets: Plataforma para la gestión de solicitudes o incidencias en entornos de soporte técnico.

Frontend: Formulario web donde el usuario ingresa su solicitud.

Middleware: Módulo de NLP que analiza y clasifica el texto.

Backend: Sistema de ticketing (como Remedy o InvGate) que recibe y organiza la solicitud.

Módulo IA: Encargado de sugerir respuestas o soluciones automáticas.

Base de Conocimiento: Fuente de información y respuestas predefinidas para los agentes.