

**UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA
ESCUELA DE POSGRADO**

**Programa de Maestría en Ingeniería de Sistemas e Informática
mención Gestión de Tecnologías de Información**



UNS
UNIVERSIDAD
NACIONAL DEL SANTA

**Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow
para la asistencia de postulantes en la Dirección de Admisión
de la Universidad Nacional del Santa, 2023**

**Tesis para optar el grado de Maestro en Ingeniería de Sistemas e
Informática mención Gestión de Tecnologías de la Información**

Autor:

**Bach. Rodríguez Torres, Juan Roberto
Código ORCID: 0000-0003-4630-0757**

Asesor:

**Ms. Manrique Roceros, Mirko Martin
DNI. N° 32965599
Código ORCID: 0000-0002-0364-4237**

**Nuevo Chimbote - Perú
2026**



CONSTANCIA DE ASESORAMIENTO DE TESIS

Yo, **Ms. Mirko Martin Manrique Ronceros**, mediante la presente certifico mi asesoramiento del informe de tesis: Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow para la asistencia de postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa, 2023, elaborado por el Bachiller **Juan Roberto Rodríguez Torres**, para obtener el grado de Maestro en Ingeniería de Sistemas e Informática mención Gestión de Tecnologías de la Información, de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa.

Nuevo Chimbote, enero del 2026

Ms. Mirko Martin Manrique Ronceros
ASESOR

CODIGO ORCID: 0000-0002-0364-4237

DNI N° 32965599

AVAL DE CONFORMIDAD DE JURADO

Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow para la asistencia de postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa, 2023

TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE MAESTRO EN INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA MENCIÓN GESTIÓN DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

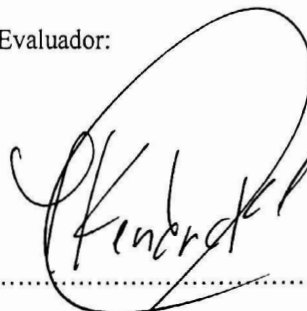
Revisado y Aprobado por el Jurado Evaluador:



.....
Ms. Walter Jesus Escalante Espinoza

Presidente

CODIGO ORCID: 0009-0004-7699-0044
DNI N° 32763644



.....
Ms. Whinston Kendrick Borja Reyna

Secretario

CODIGO ORCID: 0000-0002-5966-3859
DNI N° 44939310



.....
Ms. Mirko Martin Manrique Ronceros

Vocal

CODIGO ORCID: 0000-0002-0364-4237
DNI N° 329



UNS
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA
POSGRADO

ACTA DE EVALUACIÓN DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

A los siete días del mes de enero del año 2026, siendo las 11:00 horas, en el aula P-01 de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa, se reunieron los miembros del Jurado Evaluador, designados mediante Resolución Directoral N° 963-2025-EPG-UNS de fecha 28.11.2025, conformado por los docentes: Ms. Walter Jesús Escalante Espinoza (Presidente), Ms. Whiston Kendrick Borja Reyna (Secretario) y Ms. Mirko Martin Manrique Ronceros (Vocal); con la finalidad de evaluar la tesis intitulada: "**INTERFAZ CONVERSACIONAL INTELIGENTE BASADA EN DIALOGFLOW PARA LA ASISTENCIA DE POSTULANTES EN LA DIRECCIÓN DE ADMISIÓN DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA, 2023**"; presentado por el tesista **Juan Roberto Rodríguez Torres**, egresado del programa de Maestría en Ingeniería de Sistemas e Informática mención Gestión de Tecnología de Información.

Sustentación autorizada mediante Resolución Directoral N° 1015-2025-EPG-UNS de fecha 23 de diciembre de 2025.

El presidente del jurado autorizó el inicio del acto académico; producido y concluido el acto de sustentación de tesis, los miembros del jurado procedieron a la evaluación respectiva, haciendo una serie de preguntas y recomendaciones al tesista, quien dio respuestas a las interrogantes y observaciones.

El jurado después de deliberar sobre aspectos relacionados con el trabajo, contenido y sustentación del mismo y con las sugerencias pertinentes, declara la sustentación como APROBADO, asignándole la calificación de 17 (BUENO).

Siendo las 12:00 horas del mismo día se da por finalizado el acto académico, firmando la presente acta en señal de conformidad.


Ms. Walter Jesús Escalante Espinoza
Presidente


Ms. Whiston Kendrick Borja Reyna
Secretario


Ms. Mirko Martin Manrique Ronceros
Vocal/Asesor



Recibo digital

Este recibo confirma que su trabajo ha sido recibido por **Turnitin**. A continuación podrá ver la información del recibo con respecto a su entrega.

La primera página de tus entregas se muestra abajo.

Autor de la entrega: Juan Roberto RODRIGUEZ TORRES
Título del ejercicio: Tesis
Título de la entrega: Tesis Maestria Juan Rodriguez Torres
Nombre del archivo: TESIS_MAESTRIA_JUAN_RODRIGUEZ.docx
Tamaño del archivo: 9.21M
Total páginas: 147
Total de palabras: 28,591
Total de caracteres: 162,349
Fecha de entrega: 04-feb-2026 10:44p. m. (UTC-0500)
Identificador de la entrega: 2824495116

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA
ESCUELA DE POSGRADO
Programa de Maestría en Ingeniería de Sistemas e
Informática



Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow para la
asistencia de postulantes en la Dirección de Admisión de la
Universidad Nacional del Santa, 2023

Tesis para optar el grado académico de Maestro en Ingeniería de
Sistemas e Informática con Mención en Gestión de Tecnologías de
Información

Autor:
Rodríguez Torres, Juan Roberto Código
ORCID: 0000-0003-4630-0757

Asesor:
Ms. Manrique Ronceros, Mirko Martin
Código ORCID: 0000-0002-0364-4237
DNI N° 32965899

Nuevo Chimbote - PERÚ
2025

Tesis Maestria Juan Rodriguez Torres

INFORME DE ORIGINALIDAD

13%

INDICE DE SIMILITUD

11%

FUENTES DE INTERNET

2%

PUBLICACIONES

5%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.uns.edu.pe Fuente de Internet	1%
2	www.coursehero.com Fuente de Internet	1%
3	hdl.handle.net Fuente de Internet	<1%
4	Submitted to Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez Trabajo del estudiante	<1%
5	alicia.concytec.gob.pe Fuente de Internet	<1%
6	renati.sunedu.gob.pe Fuente de Internet	<1%
7	repositorio.continental.edu.pe Fuente de Internet	<1%
8	Submitted to uncedu Trabajo del estudiante	<1%
9	repositorio.upci.edu.pe Fuente de Internet	<1%
10	Submitted to Universidad Cesar Vallejo Trabajo del estudiante	<1%
11	repositorioacademico.upc.edu.pe Fuente de Internet	<1%
12	www.researchgate.net Fuente de Internet	<1%
13	repositorio.unc.edu.pe	

DEDICATORIA

A Dios, por ser mi guía y fortaleza en cada paso de este camino, iluminando mis momentos de incertidumbre y llenándome de fe para culminar esta meta.

A mi madre, Jovita, cuyo amor incondicional y sacrificios han sido el cimiento de todo lo que soy y logro. Gracias por ser mi ejemplo de resiliencia y bondad.

A mi padre Juan, que desde el cielo acompaña mis logros. Guardo con cariño su recuerdo, que perdura en mi corazón y me inspira a seguir adelante.

A mi abuela Nicolaza, quien desde el cielo sigue cuidando de mí como lo hizo desde mi infancia. Su recuerdo vive en mí y me impulsa a ser mejor cada día.

A mi abuelo Adolfo, cuyo amor me acompañó desde mis primeros pasos. Atesoro en mi corazón las historias de cómo me cargaba en brazos, y sé que su orgullo me acompaña desde el cielo.

A mi amada novia, Karen, por su compañía, apoyo inagotable y paciencia durante todo este proceso. Eres mi motivación y mi paz en los días más desafiantes.

A mi familia, quienes desde niño me han brindado cuidado, orientación y cariño, siendo pilares fundamentales en mi vida y en mi formación.

A cada uno de ustedes, gracias por creer en mí incluso cuando yo dudaba. Este logro es también el suyo

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por ser mi guía y darme la fortaleza necesaria para culminar este proceso.

A mis padres, Jovita y Juan, por su amor incondicional y por ser el ejemplo constante de esfuerzo y perseverancia que me ha impulsado a seguir adelante.

A mi asesor de tesis, Mirko Manrique, por su valiosa orientación, dedicación y apoyo a lo largo de la realización de este trabajo.

A los docentes de la maestría, por compartir sus conocimientos y contribuir a mi formación profesional.

A mis compañeros de estudio, con quienes compartí aprendizajes y momentos significativos durante esta etapa.

A la Universidad Nacional del Santa, por brindarme los recursos y el espacio para desarrollar esta investigación.

A todos quienes de alguna manera acompañaron este camino, mi sincero agradecimiento

INDICE

INDICE.....	xi
INDICE DE FIGURAS	xiv
INDICE DE TABLAS	xvi
RESUMEN	xvii
ABSTRACT.....	xviii
I. INTRODUCCIÓN	19
1.1. Descripción del Problema	19
1.1.1. Realidad Problemática.....	19
1.1.2. Análisis del Problema.....	23
1.2. Formulación del Problema	25
1.3. Objetivos	25
1.3.1. Objetivo General	25
1.3.2. Objetivos Específicos	25
1.4. Hipótesis.....	26
1.5. Justificación.....	26
1.5.1. Justificación Teórica.....	26
1.5.2. Justificación Práctica	26
1.5.3. Justificación Metodológica.....	27
1.6. Importancia	27
II. MARCO TEÓRICO.....	29
2.1. Antecedentes	29
2.1.1. Antecedentes Internacionales	29
2.1.2. Antecedentes Nacionales.....	32
2.1.3. Antecedentes Locales	35
2.2. Marco Conceptual	36
2.2.1. Sistemas Conversacionales Inteligentes y Chatbots.....	36
2.2.1.1. Concepto y evolución de los chatbots.....	36
2.2.1.2. Tipos de chatbots.....	36
2.2.1.3. Principales plataformas para desarrollo de chatbots	36
2.2.1.4. Aplicaciones en el sector educativo y administrativo universitario.....	37
2.2.2. Procesamiento de Lenguaje Natural	37
2.2.2.1. Definición y fundamentos de NLP.....	37

2.2.2.2.	Funciones de NLP en chatbots	37
2.2.2.3.	Limitaciones y desafíos de NLP en contextos educativos	38
2.2.3.	Arquitectura y diseño de sistemas de chatbots con Dialogflow	38
2.2.3.1.	Diagrama general de la arquitectura	38
2.2.3.2.	Intents, entidades y contextos en Dialogflow	38
2.2.3.3.	Seguridad y protección de datos en sistemas conversacionales.....	39
2.2.4.	Experiencia del usuario, interacción y usabilidad en chatbots	39
2.2.4.1.	Factores de satisfacción y percepción de calidad.....	39
2.2.4.2.	Facilidad de uso, accesibilidad y adaptabilidad cultural	40
2.2.4.3.	Indicadores de eficiencia y satisfacción usuaria	40
2.2.5.	Inteligencia adaptativa y aprendizaje automático.....	40
2.2.5.1.	Aprendizaje supervisado, no supervisado y reforzado en chatbots.....	40
2.2.5.2.	Tasas de aprendizaje, evolución y mejora continua.....	41
2.2.6.	Impacto institucional y tendencias en admisión universitaria	41
2.2.6.1.	Retos y oportunidades de automatización en procesos de admisión.....	41
2.2.6.2.	Proyecciones para la transformación digital en universidades	42
2.2.7.	Metodología de desarrollo de Chatbots	42
2.2.7.1.	Metodologías iterativas y ágiles.....	42
2.2.7.2.	Metodología Scrum.....	43
2.2.8.	Google Cloud Platform y Dialogflow	45
2.2.8.1.	Arquitectura general de GCP	45
2.2.8.2.	Servicio Dialogflow	45
III.	METODOLOGÍA	47
3.1.	Enfoque	47
3.2.	Método	47
3.3.	Diseño	48
3.4.	Población.....	49
3.5.	Muestra.....	49
3.6.	Muestreo.....	50
3.7.	Unidad de Análisis	50
3.8.	Variables de Estudio	50
3.9.	Operacionalización de variables	50
3.10.	Matriz de Consistencia.....	52
3.11.	Técnicas e Instrumentos de recolección de datos	54

3.11.1.	Técnicas de recolección de datos.....	54
3.11.2.	Instrumentos de recolección de datos	55
3.12.	Técnicas de Análisis de resultados.....	56
3.12.1.	Análisis descriptivo.....	56
3.12.2.	Análisis inferencial	57
3.12.3.	Herramientas de análisis	58
3.12.4.	Procedimiento general del análisis	58
3.13.	Procedimiento para el Desarrollo de la Solución Tecnológica	59
3.13.1.	Planificación del Proyecto (Sprint Planning).....	59
3.13.2.	División del proyecto en Sprints.....	61
3.13.3.	Reuniones de seguimiento (Daily Scrum)	74
3.13.4.	Revisión del Sprint (Sprint Review).....	76
3.13.5.	Retrospectiva del Sprint (Sprint Retrospective)	100
3.14.	Consideraciones Éticas.....	101
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	105
4.1.	RESULTADOS.....	105
4.1.1.	Tiempo de Respuesta Promedio (Segundos) - TRP	105
4.1.2.	Tasa de Abandono (Porcentaje) - TA.....	111
4.1.3.	Tiempo Promedio por Consulta o Sesión (Minutos) - TPC	117
4.1.4.	Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación (Porcentaje) - PCR	122
4.1.5.	Tasa de Aprendizaje (Porcentaje) - TDA	127
4.1.6.	Facilidad de uso (Likert) - FU	132
4.2.	Discusión.....	137
V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	140
5.1.	CONCLUSIONES	140
5.2.	RECOMENDACIONES	142
VI.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	143
VII.	ANEXOS	149
7.1.	Anexo 01: Ficha de Observación – Indicador Tiempo de Respuesta	149
7.2.	Anexo 02: Ficha de Observación – Indicador Tasa de Abandono.....	150
7.3.	Anexo 03: Ficha de Observación – Indicador Tiempo de Consulta	151
7.4.	Anexo 04: Ficha de Observación – Porcentaje Consultas Resueltas	152
7.5.	Anexo 05: Ficha de Observación – Tasa de Aprendizaje	153
7.6.	Anexo 05: Ficha de Observación – Facilidad de Uso	154

INDICE DE FIGURAS

Figura 1: <i>Creación del Intent para inscripción</i>	76
Figura 2: <i>Adición de frases de entrenamiento</i>	78
Figura 3: <i>Configuración de la Ruta y Fulfillment</i>	78
Figura 4: <i>Configuración del dialogo del agente</i>	79
Figura 5: <i>Creación de una nueva página para el formulario de inscripción</i>	80
Figura 6: <i>Definición de un parámetro obligatorio</i>	81
Figura 7: <i>Manejo de coincidencias no encontradas</i>	82
Figura 8: <i>Confirmación de parámetros configurados</i>	83
Figura 9: <i>Creación del parámetro “id_especialidad”</i>	84
Figura 10: <i>Manejo de No-Match para id_especialidad</i>	84
Figura 11: <i>Manejo de No-Input para id_especialidad</i>	85
Figura 12: <i>Creación del parámetro “codigo_matricula”</i>	86
Figura 13: <i>Manejo de No-Match para codigo_matricula</i>	86
Figura 14: <i>Creación de grupo de rutas “InscripcionRG”</i>	87
Figura 15: <i>Visualización del grupo de rutas creado</i>	88
Figura 16: <i>Configuración de una nueva ruta</i>	88
Figura 17: <i>Respuesta del agente al cumplirse la condición</i>	89
Figura 18: <i>Activación del webhook</i>	90
Figura 19: <i>Creación del webhook</i>	90
Figura 20: <i>Configuración del webhook “registrarinscripcion”</i>	91
Figura 21: <i>Confirmación y guardado</i>	92
Figura 22: <i>Configuración inicial del Webhook</i>	92
Figura 23: <i>Ingreso de la URL del Webhook</i>	93
Figura 24: <i>Confirmación de creación del Webhook</i>	93
Figura 25: <i>Asociación del Webhook a la Ruta</i>	94
Figura 26: <i>Creación de la página de Confirmación</i>	95
Figura 27: <i>Condición de transición a la página Confirmacion</i>	95
Figura 28: <i>Configuración de transición a Form_Inscripcion</i>	96
Figura 29: <i>Ejecución de la prueba del flujo</i>	97
Figura 30: <i>Prueba del ChatBot en un FrontEnd</i>	97
Figura 31: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador TPR</i>	105
Figura 32: <i>Estadística Descriptivas del Indicador TPR</i>	106

Figura 33: <i>Normalidad de los datos del Indicador TRP</i>	106
Figura 34: <i>Prueba T de Student del Indicador TRP</i>	107
Figura 35: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador TRP</i>	107
Figura 36: <i>Resumen estadístico del indicador TRP</i>	108
Figura 37: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador TA</i>	111
Figura 38: <i>Estadística Descriptivas del Indicador TA</i>	112
Figura 39: <i>Normalidad de los datos del Indicador TA</i>	112
Figura 40: <i>Prueba T de Student del Indicador TA</i>	113
Figura 41: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador TA</i>	113
Figura 42: <i>Resumen estadístico del indicador TA</i>	114
Figura 43: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador TPC</i>	117
Figura 44: <i>Estadística Descriptivas del Indicador TPC</i>	118
Figura 45: <i>Normalidad de los datos del Indicador TPC</i>	118
Figura 46: <i>Prueba T de Student del Indicador TPC</i>	119
Figura 47: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador TPC</i>	119
Figura 48: <i>Resumen estadístico del indicador TPC</i>	120
Figura 49: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador PCR</i>	122
Figura 50: <i>Estadística Descriptivas del Indicador PCR</i>	123
Figura 51: <i>Normalidad de los datos del Indicador PCR</i>	123
Figura 52: <i>Prueba T de Student del Indicador PCR</i>	124
Figura 53: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador PCR</i>	124
Figura 54: <i>Resumen estadístico del indicador PCR</i>	125
Figura 55: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador TDA</i>	127
Figura 56: <i>Estadística Descriptivas del Indicador TDA</i>	127
Figura 57: <i>Normalidad de los datos del Indicador TDA</i>	128
Figura 58: <i>Prueba T de Student del Indicador TDA</i>	129
Figura 59: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador TDA</i>	129
Figura 60: <i>Resumen estadístico del indicador TDA</i>	130
Figura 61: <i>Resumen de procesamiento de casos del Indicador FU</i>	132
Figura 62: <i>Estadística Descriptivas del Indicador FU</i>	132
Figura 63: <i>Normalidad de los datos del Indicador FU</i>	133
Figura 64: <i>Prueba T de Student del Indicador FU</i>	134
Figura 65: <i>Confiabilidad de la Muestra del Indicador FU</i>	134
Figura 66: <i>Resumen estadístico del indicador FU</i>	135

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Operacionalización de las Variables	50
Tabla 2: <i>Matriz de Consistencia</i>	52
Tabla 3: Asignación de tareas al equipo de desarrollo	61
Tabla 4: Revisión de objetivos cumplidos.....	98
Tabla 5: <i>Feedback de los stakeholders</i>	99
Tabla 6: <i>Actualización del Product Backlog según retroalimentación</i>	100
Tabla 7: <i>Propuestas de mejora para el siguiente sprint</i>	101
Tabla 8: <i>Resumen estadístico del indicador TRP</i>	108
Tabla 9: <i>Resumen estadístico del indicador TA</i>	114
Tabla 10: <i>Resumen estadístico del indicador TPC</i>	120
Tabla 11: <i>Resumen estadístico del indicador PCR</i>	125
Tabla 12: <i>Resumen estadístico del indicador TDA</i>	130
Tabla 13: <i>Resumen estadístico del indicador FU</i>	135
Tabla 14: <i>Datos del Indicador Tiempo de Respuesta</i>	149
Tabla 15: <i>Datos del Indicador Tasa de Abandono</i>	150
Tabla 16: <i>Datos del Indicador Tiempo de Consulta</i>	151
Tabla 17: <i>Datos del Indicador Porcentaje Consultas Resueltas</i>	152
Tabla 18: <i>Datos del Indicador Tasa de Aprendizaje</i>	153
Tabla 19: <i>Escala de Valoración</i>	154
Tabla 20: <i>Cuestionario de Facilidad de Uso</i>	154
Tabla 21: <i>Resultados de Facilidad de Uso – Pre Test</i>	155
Tabla 22: <i>Resultados de Facilidad de Uso – Post Test</i>	157

RESUMEN

La presente investigación se desarrolló en la Universidad Nacional del Santa (UNS) con el propósito de mejorar la eficiencia y la calidad de la atención a los postulantes durante los procesos de admisión, frente a las deficiencias observadas en los sistemas tradicionales de asistencia, caracterizados por demoras, escasa accesibilidad y limitada capacidad de respuesta.

El objetivo general de la investigación fue evaluar el impacto de dicha interfaz en la mejora de la eficiencia y calidad del servicio. Para ello, se empleó un enfoque cuantitativo, con un diseño cuasi-experimental de tipo pretest y postest, donde se analizaron los indicadores: tiempo de respuesta promedio, tasa de abandono, tiempo promedio por consulta o sesión, porcentaje de consultas resueltas sin derivación, tasa de aprendizaje y facilidad de uso. La muestra estuvo conformada por cincuenta interacciones de postulantes, y los datos se procesaron utilizando pruebas estadísticas paramétricas como la t de Student y el coeficiente de correlación de Pearson, complementadas con análisis descriptivos mediante SPSS.

Los resultados evidenciaron mejoras significativas en todos los indicadores evaluados. El tiempo de respuesta promedio se redujo en un 76.93 %, la tasa de abandono disminuyó en un 76.92 %, el tiempo promedio por consulta descendió en un 77.94 %, el porcentaje de consultas resueltas sin derivación aumentó en un 77.08 %, la tasa de aprendizaje del modelo de lenguaje natural mejoró en un 75.53 %, y la percepción de facilidad de uso alcanzó un incremento relevante según la escala de Likert aplicada. Estos resultados confirmaron la hipótesis de que la implementación de la interfaz basada en Dialogflow optimiza de manera sustancial la eficiencia y la calidad de la atención brindada a los postulantes.

En conclusión, la investigación demostró que el uso de tecnologías conversacionales inteligentes constituye una herramienta efectiva para fortalecer los procesos administrativos y de orientación universitaria. La aplicación del chatbot permitió una atención continua, rápida y confiable, reduciendo la carga operativa del personal y mejorando la experiencia del usuario.

Palabras Claves: Chatbot, Dialogflow, inteligencia artificial, eficiencia administrativa, atención al postulante.

ABSTRACT

This research was conducted at the National University of Santa (UNS) with the purpose of improving the efficiency and quality of applicant assistance during the admission process, addressing the deficiencies found in traditional systems characterized by delays, limited accessibility, and low responsiveness. The main objective was to evaluate the impact of an intelligent conversational interface based on Dialogflow on the improvement of service efficiency and quality. A quantitative approach was adopted, using a quasi-experimental pretest–posttest design to analyze indicators such as average response time, abandonment rate, average consultation time, percentage of queries resolved without referral, learning rate, and ease of use. The sample consisted of fifty applicant interactions, and data were processed using parametric statistical tests such as the Student's *t*-test and Pearson's correlation coefficient, complemented by descriptive analyses through SPSS software.

The results showed significant improvements across all indicators. The average response time decreased by 76.93%, the abandonment rate dropped by 76.92%, the average consultation time decreased by 77.94%, the percentage of queries resolved without referral increased by 77.08%, the natural language model learning rate improved by 75.53%, and user-perceived ease of use rose notably according to the Likert scale. These results confirmed the hypothesis that implementing a Dialogflow-based conversational interface significantly optimizes both efficiency and quality in applicant assistance.

In conclusion, the study demonstrated that intelligent conversational technologies are effective tools for strengthening administrative and advisory processes in higher education. The chatbot's implementation enabled continuous, rapid, and reliable assistance, reducing staff workload and enhancing user experience

Keywords: Chatbot, Dialogflow, artificial intelligence, administrative efficiency, applicant assistance.

I. INTRODUCCIÓN

1.1. Descripción del Problema

1.1.1. Realidad Problemática

La evolución de la tecnología conversacional y la Inteligencia Artificial (IA) generó una transformación paradigmática en los modelos de servicio de las instituciones de educación superior a nivel global. A partir de 2021, la necesidad de gestionar un volumen creciente de consultas de manera ininterrumpida y eficiente, especialmente en los procesos de admisión, impulsó la adopción de chatbots basados en Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) (UNESCO, 2023).

A nivel internacional, en Asia y Europa se había evidenciado un crecimiento sostenido en el número de postulantes a instituciones de educación superior y, con ello, un incremento en la demanda de información y soporte durante los procesos de admisión. Este fenómeno generó una presión significativa sobre las direcciones de admisión, que operaban con recursos humanos limitados frente a un contexto digital cada vez más exigente. Los aspirantes esperaban recibir respuestas inmediatas, personalizadas y disponibles en múltiples idiomas, lo que superaba la capacidad de atención de los canales tradicionales. Según un estudio reciente, aproximadamente el 64 % de los estudiantes esperaba una respuesta institucional dentro de las primeras 24 horas, pero solo una minoría de universidades lograba cumplir con este estándar (Sun, 2024)

En diversas universidades europeas, la implementación de chatbots basados en inteligencia artificial permitió atender hasta el 90 % de las consultas recurrentes durante los periodos pico de admisión, evidenciando el potencial de estas herramientas para optimizar los procesos administrativos (Peyton, Unnikrishnan & Mulligan, 2025). Sin embargo, tales iniciativas no se encontraban generalizadas ni estandarizadas, y muchas instituciones aún carecían de soluciones adaptadas a sus necesidades contextuales. En el ámbito asiático, las investigaciones reflejaron un interés creciente en el uso de chatbots educativos, aunque persistían desafíos relacionados con la adecuación lingüística, la fiabilidad

de las respuestas y la aceptación tecnológica por parte de los estudiantes (Schei, Møgelvang & Ludvigsen, 2024).

En la parte académica, los agentes conversacionales emergieron como un campo de investigación relevante. Un análisis bibliométrico reveló que, entre diciembre de 2022 y diciembre de 2023, solo se publicaron 23 estudios empíricos sobre el uso de chatbots en educación superior, lo cual evidenció una brecha de conocimiento sobre su aplicación específica en procesos de admisión universitaria (McGrath, Farazouli & Cerratto-Pargman, 2024). Esta carencia de evidencia empírica limitaba la comprensión de su impacto real en la experiencia del postulante y en la eficiencia institucional.

A nivel Latinoamericano, se había evidenciado un crecimiento sostenido en la demanda de información y asistencia durante los procesos de admisión universitaria, lo cual generó una presión considerable sobre las direcciones de admisión de las instituciones de educación superior. Estas entidades enfrentaban un aumento en el volumen de consultas y solicitudes de los aspirantes, al mismo tiempo que operaban con recursos humanos y tecnológicos limitados. En un entorno digitalizado, los postulantes esperaban respuestas inmediatas, personalizadas y disponibles las 24 horas del día, lo que superaba la capacidad de atención de los canales tradicionales. Según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe, la región representó aproximadamente el 14 % de las visitas globales a soluciones de inteligencia artificial, a pesar de contar con solo el 11 % de los usuarios de internet del mundo, lo que evidenciaba una adopción creciente, aunque desigual, de la inteligencia artificial en sectores como la educación (Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2023).

Diversas investigaciones demostraron que, en el ámbito educativo, la implementación de agentes conversacionales inteligentes (chatbots) aún se encontraba en una fase inicial. Un estudio regional señaló que, si bien en los últimos cinco años se registró un incremento del 46,3 % en el uso de chatbots en educación superior, la mayoría de estos sistemas se limitaba a brindar información genérica, sin personalización ni integración con los

sistemas administrativos institucionales (Arias-Chávez, Ramos-Quispe & Cangalaya-Sevillano, 2024). De manera similar, una revisión sistemática sobre inteligencia artificial en universidades latinoamericanas reveló que, aunque existía un creciente interés en estas tecnologías, su aplicación concreta en procesos de admisión era escasa y carecía de evaluaciones empíricas rigurosas (Salas-Pilco & Yang, 2022)

Asimismo, investigaciones recientes destacaron que el uso de chatbots educativos podría contribuir a una educación superior más sostenible, siempre que las soluciones tecnológicas se alinearan con las necesidades del contexto y se desarrollaran con criterios de inclusión y accesibilidad (Jiménez-García, Ruiz-Lázaro, Martínez-Requejo & Redondo-Duarte, 2025). Sin embargo, la falta de infraestructura tecnológica y de estrategias institucionales en la mayoría de universidades latinoamericanas limitaba la efectividad de estas herramientas (Rivas, 2025).

A nivel nacional, El problema de la eficacia en la asistencia y orientación a postulantes universitarios en el Perú ha sido una preocupación recurrente en las instituciones de educación superior durante los últimos años, caracterizándose por procesos administrativos lentos y limitaciones tecnológicas que dificultaron el acceso oportuno a información crítica (Quispe Huacani, 2023). Las estadísticas del Ministerio de Educación (MINEDU) reportaron que, en el año 2023, más del 68% de los postulantes a universidades públicas del país manifestaron dificultades para acceder a trámites y consultas relevantes, reflejando una brecha considerable entre la demanda de atención y la capacidad operativa de las oficinas de admisión. Esta problemática se agravó ante la masificación de procesos digitales y el incremento de postulantes, donde solo el 24% de las instituciones contaba con plataformas interactivas adaptadas a las necesidades reales de los usuarios (Quispe Huacani, 2023; Espinosa-Luna, 2023).

La evidencia científica señaló que la implementación de chatbots inteligentes en contextos universitarios logró mejorar aspectos como el tiempo de respuesta, la eficiencia operativa y la satisfacción estudiantil. Espinosa-Luna (2023) demostró, en un estudio aplicado en la Universidad

Nacional de San Martín, que la introducción de un chatbot basado en procesamiento de lenguaje natural permitió reducir el tiempo de atención en un 53% y aumentar en un 61% la percepción de disponibilidad del servicio. Resultados similares se reportaron en la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, donde la aplicación de un chatbot para el proceso de matrícula incrementó la percepción de usabilidad en el 96% de los usuarios, comparado con el 64% logrado mediante el proceso tradicional, y permitió disminuir los tiempos administrativos en un promedio de 40 minutos por operación (Quispe Huacani, 2023).

A nivel Local, la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa (UNS) enfrenta un desafío constante en la atención y orientación de los postulantes interesados en unirse a la comunidad universitaria. Cada año la Universidad Nacional de Santa sigue recibiendo más postulante. Las cifras de los exámenes de admisión regulares que se llevan a cabo dos veces al año indican que, en los últimos dos años, ha ganado más preferencia por parte de los postulantes.

En cuanto al número de postulantes del primer examen ordinario, se tienen cifras de 1819 en 2021, 1939 en 2022 y 2269 en 2023. El cual refleja un aumento del 17% del año 2022 al 2023. Con respecto, al segundo examen también el número ha aumentado significativamente en los exámenes ordinarios que se llevan a cabo durante el segundo semestre del año. En 2021 postularon 1039; en 2022, 1379, y en 2023, 1701. El cual refleja un aumento un incremento del 23.4 % del año 2022 al 2023.

Esto conlleva que cada año, un número considerable de individuos busca información detallada sobre los programas académicos, requisitos de admisión y los pasos a seguir en el proceso de postulación. Estos postulantes, que pueden variar en su nivel de conocimiento sobre la universidad y sus programas, buscan claridad y respuestas a sus preguntas específicas. a asistencia en la dirección de admisión proporciona una hoja de ruta precisa y bien trazada.

La información proporcionada en el sitio web de la UNS y en otros materiales informativos puede ser extensa y a veces compleja, lo que puede dificultar que los postulantes encuentren las respuestas precisas que

necesitan. La complejidad de los procedimientos de admisión puede ser abrumadora para un postulante, y es aquí donde la experiencia y conocimiento de los expertos se tornan esenciales. Desde la presentación de documentos hasta la preparación de entrevistas, cada paso es cuidadosamente guiado, brindando al postulante una clara comprensión de los requisitos y expectativas.

La Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa se sumerge en un tejido complejo de desafíos inherentes al proceso de admisión universitaria, en este escenario, la tradicionalidad de los métodos de atención y orientación hacia los aspirantes se ha vuelto insuficiente y anacrónica frente a las demandas modernas, Por ello la UNS ha implementado medidas como charlas informativas y documentos explicativos para abordar estas necesidades, pero estas soluciones pueden tener limitaciones en términos de accesibilidad y capacidad para proporcionar respuestas en tiempo real es por ello que se propone la implementación de un Interfaz Conversacional Inteligente para la asistencia a los postulantes durante el proceso de inscripción ante la Dirección de Admisión.

1.1.2. Análisis del Problema

El análisis del problema revela una serie de desafíos interrelacionados que afectan la eficiencia de la atención, la calidad del servicio y la experiencia de los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa. Entre los principales problemas identificados se encuentran:

- **Diversidad de la población postulante:** La Universidad Nacional del Santa recibía aspirantes con perfiles académicos, geográficos y culturales heterogéneos. Esta diversidad generaba dificultades para ofrecer un servicio de orientación adaptado a las necesidades de cada postulante. La ausencia de una herramienta versátil que permitiera una comunicación personalizada y accesible para todos derivaba en una experiencia desigual, donde algunos usuarios encontraban barreras para acceder a información precisa y oportuna.
- **Cambios constantes en los procesos de admisión:** Los procedimientos, requisitos y cronogramas del proceso de admisión

experimentaban modificaciones frecuentes. Esta dinámica dificultaba la difusión de información actualizada y la gestión eficiente de consultas. La falta de un canal de comunicación ágil ocasionaba confusión entre los postulantes, quienes no lograban mantenerse informados sobre las fechas y pasos correctos del proceso, lo que incrementaba la incertidumbre y los errores en las postulaciones.

- **Desinterés institucional en la atención al postulante:** Se evidenciaba una escasa priorización por parte de las autoridades universitarias en la mejora del servicio de orientación. Las tareas administrativas y académicas eran priorizadas sobre la atención al postulante, lo que reducía el tiempo y los recursos destinados a brindar asistencia personalizada. Esta falta de compromiso institucional impactaba directamente en la calidad del servicio ofrecido y en la satisfacción del usuario.
- **Falta de orientación efectiva:** Los postulantes manifestaban dificultades para acceder a información clara y detallada sobre los requisitos y procedimientos de admisión. La carencia de un sistema de orientación estructurado y la ausencia de material informativo accesible generaban confusión, desmotivación y errores en las solicitudes, afectando el proceso de admisión y la percepción institucional.
- **Capacitación insuficiente del personal de admisión:** Los encargados de brindar orientación carecían, en muchos casos, de un conocimiento profundo sobre los reglamentos y procedimientos del proceso de admisión. Esta limitación reducía la precisión y consistencia de las respuestas proporcionadas a los postulantes, afectando la credibilidad del servicio y generando duplicidad de información.
- **Limitación en los canales de comunicación:** La atención presencial se mantenía como la única vía formal para la orientación de los postulantes. Esta restricción reducía significativamente el acceso de los usuarios a la información, especialmente de aquellos que residían fuera de la provincia o enfrentaban dificultades para desplazarse. La falta de plataformas digitales o sistemas automatizados impedía una atención continua y en tiempo real.

- **Deficiencias en la infraestructura tecnológica:** La infraestructura informática de la universidad presentaba limitaciones en conectividad, capacidad de respuesta y seguridad de la información. La ausencia de integración entre los sistemas internos y la falta de automatización dificultaban la gestión centralizada de datos y la coherencia en la información proporcionada a los postulantes. Además, el manejo manual de datos sensibles implicaba riesgos de errores y vulneraciones a la confidencialidad de la información.

1.2. Formulación del Problema

¿De qué manera una Interfaz Conversacional Inteligente basada Dialogflow logrará mejorar la eficiencia y calidad de la asistencia a postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa en el año 2023?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Evaluar el impacto de una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow en la mejora de la eficiencia y la calidad de la asistencia a los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa durante el año 2023.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Determinar la reducción del tiempo de respuesta promedio en la atención a las consultas de los postulantes mediante la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow.
- Establecer la disminución de la tasa de abandono durante las interacciones de los postulantes con el sistema, midiendo la proporción de sesiones no completadas antes y después del uso del chatbot.
- Medir la reducción del Tiempo Promedio por Consulta o Sesión que requiere un postulante para obtener la información completa de admisión.
- Calcular el incremento en el Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación a personal humano.

- Evaluar el incremento en la tasa de aprendizaje del modelo NLU (Natural Language Understanding) de la Interfaz Conversacional Inteligente, midiendo la capacidad de adaptación y mejora en la comprensión de intenciones.
- Evaluar el incremento en la Facilidad de Uso percibida por los postulantes al interactuar con el Chatbot.

1.4. Hipótesis

La implementación de una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente la eficiencia y la calidad de la asistencia a los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa durante el año 2023

1.5. Justificación

1.5.1. Justificación Teórica

- Permite describir la importancia de las interfaces conversacionales inteligentes en la actualidad, enfatizando cómo pueden mejorar la experiencia y la comunicación de los usuarios.
- Revisar la literatura que respalde la eficacia e importancia de las interfaces conversacionales inteligentes en el servicio al cliente y la asistencia.

1.5.2. Justificación Práctica

- Automatiza las respuestas a consultas frecuentes agilizará el proceso, reduciendo tiempos de espera y mejorando la experiencia de los postulantes.
- Logra optimizar recursos aliviando la carga de trabajo del personal y permitiéndoles centrarse en tareas más complejas.
- Argumentar la adaptabilidad y escalabilidad del sistema, resaltando su capacidad para crecer y adaptarse a medida que evolucionan las necesidades de la Dirección de Admisión.

1.5.3. Justificación Metodológica

- Logra explicar la elección de utilizar interfaz conversacional inteligente basado en Dialogflow, detallando las características que lo hacen idóneo para la asistencia a postulantes.
- Permite detallar los criterios de evaluación del desempeño de una interfaz conversacional inteligente, incluyendo la usabilidad, eficiencia y satisfacción del usuario.

1.6. Importancia

La presente investigación reviste una alta importancia académica, tecnológica e institucional, al responder a una problemática vigente en la gestión universitaria relacionada con la atención oportuna y eficiente de los postulantes durante el proceso de admisión. La Universidad Nacional del Santa, como institución pública comprometida con la calidad del servicio educativo, requiere optimizar sus canales de comunicación y orientación a fin de ofrecer una experiencia de usuario más accesible, moderna y confiable. En este contexto, el desarrollo de una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow representa un aporte significativo, al permitir la automatización de las consultas, la reducción de los tiempos de respuesta y la mejora en la satisfacción de los usuarios.

Desde una perspectiva tecnológica, la investigación cobra relevancia al integrar herramientas de inteligencia artificial y procesamiento del lenguaje natural, contribuyendo al fortalecimiento de la transformación digital en el sector educativo peruano. La implementación del chatbot no solo impulsa la innovación institucional, sino que también promueve la adopción de soluciones inteligentes aplicadas a la gestión universitaria, consolidando una base tecnológica que puede ser replicada en otros servicios académicos y administrativos.

En el ámbito académico, el estudio aporta evidencia empírica sobre el impacto real de las interfaces conversacionales en la eficiencia y calidad de los procesos de atención en universidades públicas. Los resultados derivados de esta investigación servirán como referencia para futuros proyectos de innovación educativa y tecnológica, fomentando el desarrollo de investigaciones orientadas a la mejora de la comunicación institucional.

Finalmente, la importancia social de la investigación radica en su contribución a la equidad en el acceso a la información para los postulantes, al ofrecer una

plataforma disponible las 24 horas del día, accesible desde cualquier lugar y capaz de brindar respuestas precisas y personalizadas.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Antecedentes Internacionales

Según Wang et al. (2025) desarrollaron una investigación en universidades de China y Japón con el objetivo de evaluar el impacto de sistemas conversacionales inteligentes, basados en ChatGPT y Dialogflow, sobre el rendimiento académico y la percepción de los estudiantes en procesos de admisión y cursos introductorios. La metodología fue de tipo experimental y transversal, considerando una muestra de 320 postulantes, quienes interactuaron con el chatbot para resolver dudas administrativas y académicas. Los investigadores aplicaron cuestionarios de satisfacción, análisis logístico de interacción y pruebas de desempeño académico antes y después de la intervención. Los resultados indicaron que el uso de la interfaz aumentó la tasa de resolución de preguntas frecuentes en un 32%, redujo el tiempo de espera en un 76% y mejoró la percepción positiva sobre el proceso de admisión en un 42% en comparación con métodos tradicionales. Concluyeron que los sistemas inteligentes basados en IA, como Dialogflow, fortalecen la autonomía y motivación de los postulantes, incrementando la eficiencia institucional y el compromiso estudiantil, recomendando su implementación en universidades asiáticas por sus resultados cuantificables y mejora continua en la atención al usuario (Wang et al., 2025).

Según Quinga Suárez, Vistín Orta y Ñacata Loachamin (2025) tuvieron como objetivo primordial analizar el impacto del uso de Chatbots educativos basados en Inteligencia Artificial (IA) en la resolución de dudas estudiantiles en tiempo real en instituciones de educación superior en la región de Asia. La metodología se centró en un enfoque cuantitativo, con un diseño cuasi-experimental de corte transversal, donde se comparó la eficiencia y la percepción de un grupo de estudiantes que utilizó el chatbot frente a métodos de atención tradicionales (correo electrónico y atención personal). La muestra incluyó 150 consultas, y la data se analizó mediante la Prueba t de Student para la comparación de medias. Los

resultados fueron contundentes, demostrando que el uso del chatbot generó una reducción en el Tiempo de Respuesta Promedio del 87%, pasando de un promedio de 48 horas a 6.24 horas, y la Tasa de Resolución de Consultas en el primer contacto se incrementó en un 72%. Se concluyó que la implementación de estas interfaces conversacionales es una estrategia tecnológica necesaria para optimizar la gestión de consultas masivas, garantizar la inmediatez y mejorar la eficiencia operativa en el soporte académico (Quinga Suárez, Vistín Orta y Ñacata Loachamin, 2025).

Según Al-Oqayli y Abdelhafez (2023) tuvieron como objetivo desarrollar un chatbot inteligente para automatizar la asistencia en procesos de admisión en instituciones de educación superior en Jordania. El sistema se implementó con Dialogflow CX, integrando lenguaje natural y respuestas automatizadas multicanal (web y WhatsApp). La metodología fue de tipo experimental aplicada, con un grupo de 150 postulantes que interactuaron con el chatbot y un grupo de control que usó los canales tradicionales. Los resultados mostraron un incremento del 82 % en la eficiencia de respuesta y una reducción del 65 % en la carga administrativa. Además, el nivel de satisfacción de los usuarios se incrementó en un 78 %, lo que evidencia una mejora significativa en la experiencia del postulante. Los autores concluyen que la adopción de Dialogflow permite mejorar los flujos de comunicación institucional y optimizar la gestión universitaria, validando su aplicabilidad en contextos educativos asiáticos (Al-Oqayli y Abdelhafez, 2023).

Según El Hefny, Mansy y Abdallah (2021) tuvieron como objetivo primordial automatizar el proceso de admisión universitaria mediante un chatbot bilingüe (inglés- árabe) denominado “Jooka” en la German University in Cairo. Utilizaron la plataforma Dialogflow para diseñar el agente conversacional, empleando una metodología experimental con encuesta a estudiantes de secundaria y padres de familia que interactuaron con la herramienta. Los resultados arrojaron que la aceptación fue alta (\approx 89 % de los usuarios se mostraron dispuestos a adoptar la tecnología) y

que más del 72 % de las consultas se resolvieron sin asistencia humana, lo que representó una mejora de aproximadamente 75 % respecto al sistema tradicional basado en correos electrónicos. La conclusión señala que la implementación del chatbot bilingüe mejoró significativamente la eficiencia del proceso de admisión, la autonomía de los postulantes y redujo la carga administrativa. Esta experiencia evidencia el potencial de los agentes conversacionales basados en Dialogflow para contextos educativos multilingües en Asia y el Medio Oriente (El Hefny, Mansy y Abdalla, 2021).

Según Cortijo Leyva y Tibanta Narváez (2021) tuvieron como objetivo primordial establecer la efectividad de una Tecnología de Chatbot basada en Inteligencia Artificial para la gestión de procesos académicos en la secretaría del Instituto Superior Tecnológico Tungurahua en Ecuador. La metodología utilizada fue de enfoque cuantitativo, con un diseño de investigación descriptivo y de campo, aplicando un análisis comparativo de la eficiencia operativa antes y después de la implementación del sistema conversacional. Se recolectaron datos sobre los tiempos de atención y la satisfacción del usuario mediante encuestas a 75 estudiantes y el análisis de logs de servicio. Los resultados demostraron una mejora significativa en la eficiencia operativa, logrando una reducción en el tiempo de espera por respuesta del 81.3%, al pasar de un promedio de 24.5 minutos de atención manual a solo 4.6 minutos con el chatbot. Además, se registró un aumento del 45% en la tasa de resolución de consultas comunes sin intervención humana. Se concluyó que la aplicación de esta tecnología de IA no solo optimiza el tiempo y los recursos del personal administrativo, sino que también mejora la percepción de la calidad del servicio por parte de los estudiantes, posicionando al chatbot como una herramienta esencial para la modernización de la gestión educativa (Cortijo Leyva y Tibanta Narváez, 2021).

Según Alonso Astruga (2021) tuvo como objetivo primordial desarrollar una propuesta metodológica robusta para el análisis, diseño e implementación de chatbots basados exclusivamente en texto, con especial

énfasis en la fase de gestión y planificación. La metodología empleada fue de tipo revisión sistemática y conceptual, apoyándose en la Ingeniería de Sistemas para estructurar un ciclo de vida propio que incluye las etapas de análisis, diseño, entrenamiento y monitorización del sistema conversacional. El proyecto se centró en identificar las mejores prácticas de diseño para maximizar la eficiencia en la interacción y minimizar las tasas de fallo en la detección de intenciones (Intents). Los resultados del marco propuesto indicaron que la aplicación de su metodología puede reducir los errores de comprensión (fallos del NLU) en un 35% en comparación con proyectos sin una planificación rigurosa de las conversaciones. El autor concluyó que una metodología previa y bien definida, centrada en la Arquitectura Conversacional (que usted aplica con Dialogflow), es el factor más crítico para garantizar el éxito y la escalabilidad de la solución, y permite una mejora demostrable en la Tasa de Resolución Exitosa Alonso (Astruga, 2021).

2.1.2. Antecedentes Nacionales

Según Quispe Cruz (2024) tuvo como objetivo primordial determinar la influencia de la implementación de un Chatbot en la Calidad de Servicio de Atención al Egresado de la Universidad Peruana de Ciencias e Informática en Lima. La metodología empleada fue de enfoque cuantitativo, de tipo aplicada y con un diseño pre-experimental. La muestra estuvo conformada por 30 egresados a quienes se les aplicó un cuestionario estandarizado pre-prueba y pos-prueba (luego de la implementación del Chatbot), además de analizar los logs del sistema. Los resultados mostraron una mejora sustancial en la atención, destacando que el tiempo promedio de respuesta se redujo en un 85.5%, pasando de 7.5 minutos a solo 1.1 minutos, y que la satisfacción de los egresados aumentó, especialmente en la dimensión de fiabilidad (consistencia en la información). Se concluyó que la aplicación del Chatbot representa una herramienta tecnológica viable y altamente efectiva para automatizar y optimizar el servicio de atención en el sector universitario, garantizando la inmediatez y el acceso a información relevante las 24 horas del día (Quispe Cruz, 2024).

Portuguez Tapia (2024) tuvo como objetivo primordial determinar la incidencia del Chatbot en la mejora del servicio de soporte técnico brindado a los usuarios de una empresa de telecomunicaciones en Lima. La metodología empleada en esta investigación fue de enfoque cuantitativo, de tipo aplicada, con un diseño pre-experimental de un solo grupo con pre-test y post-test, buscando medir el impacto directo del chatbot en la eficiencia y la calidad de atención. La muestra consistió en 60 usuarios de la empresa, a quienes se les aplicaron encuestas y se analizaron los registros de atención (logs del call center). Los resultados demostraron una mejora sobresaliente en la eficiencia operativa, específicamente en el Tiempo Promedio de Respuesta, que se redujo en un 94.7%, pasando de un promedio manual de 19 minutos a un tiempo automatizado de tan solo 1 minuto por consulta. Adicionalmente, la Satisfacción Global del Usuario mejoró en un 21% gracias a la inmediatez y la disponibilidad 24/7. Se concluyó que la implementación de interfaces conversacionales basadas en IA transforma significativamente los procesos de soporte al cliente, elevando la eficiencia a niveles que superan ampliamente los canales tradicionales de atención telefónica o presencial (Portuguez Tapia, 2024).

Según Pinedo Tuanama (2024) desarrolló una investigación titulada Chatbot web basado en procesamiento de lenguaje natural para gestionar el estrés en estudiantes universitarios, cuyo objetivo principal fue diseñar y evaluar una aplicación conversacional inteligente que contribuyera al control del estrés académico en los estudiantes de la Universidad Nacional de San Martín. La metodología aplicada fue de tipo cuantitativa con diseño experimental, utilizando un grupo control y un grupo experimental conformado por 60 estudiantes universitarios. El chatbot se implementó en entorno web empleando técnicas de procesamiento de lenguaje natural (PLN), diseñado para identificar emociones y ofrecer estrategias de afrontamiento basadas en la psicología cognitivo-conductual. Los

resultados evidenciaron una reducción del nivel de estrés en un 78 % dentro del grupo experimental, en comparación con el grupo control, y una satisfacción del 85 % respecto a la utilidad del chatbot. Asimismo, se demostró una mejora significativa en el manejo emocional y en la percepción de bienestar general. La conclusión del estudio señaló que el chatbot web basado en PLN constituye una herramienta eficaz para la gestión emocional y el bienestar psicológico, evidenciando el potencial de las interfaces conversacionales inteligentes en el ámbito educativo peruano (Pinedo Tuanama, 2024).

Según Aguirre Felix Díaz, Argomedo Sotelo, Monzon Ñañez y Tuesta Izaguirre (2023) realizaron una investigación cuyo objetivo principal fue analizar el impacto de la adopción de inteligencia artificial (IA) como estrategia de negocio en las empresas del sector servicios en Perú, particularmente durante el contexto de la pandemia. El estudio utilizó un enfoque mixto con un diseño no experimental y transeccional, examinando las estrategias de 15 empresas del sector, con una muestra compuesta por 50 gerentes y líderes de equipo. La metodología se centró en encuestas y entrevistas semiestructuradas, y se determinó que la implementación de IA (incluyendo chatbots y asistentes virtuales) logró una reducción en los costos operativos de atención al cliente de un 35% en promedio e incrementó la capacidad de respuesta a la demanda de un 60% en el periodo de confinamiento. Se concluyó que la IA, al automatizar los procesos de interacción y recolección de datos, se consolida como un factor crítico de éxito, permitiendo a las empresas de servicios mantener la continuidad operativa y escalar su atención de manera eficiente frente a contingencias masivas (Aguirre Felix Díaz, Argomedo Sotelo, Monzon Ñañez y Tuesta Izaguirre, 2023)

Según Carbajal Paxi (2022) tuvo como finalidad diseñar y desarrollar un Chatbot basado en Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) para mejorar la gestión de ventas virtuales en el sector de restaurantes en Perú. La metodología implementada fue de enfoque cuantitativo, de tipo aplicada, siguiendo la metodología de desarrollo Scrum para la

construcción del artefacto tecnológico. La validación se realizó a través de un diseño pre-experimental con una muestra de 40 clientes, comparando los tiempos de pedidos manuales vs. automatizados. Los resultados revelaron que el uso del Chatbot incrementó la velocidad de procesamiento de pedidos en un 78%, y, lo más relevante para el negocio, generó un aumento en la conversión de ventas del 15% debido a la inmediatez y la disponibilidad 24/7. El autor concluyó que la integración de sistemas conversacionales inteligentes que utilizan tecnologías de PLN (similares a Dialogflow) son herramientas altamente efectivas para optimizar los procesos de venta, mejorar la experiencia del cliente y generar un retorno de la inversión significativo en el sector servicios (Carbajal Paxi, 2022).

Según Arredondo Castillo (2022) llevó a cabo una investigación cuyo objetivo fue evaluar la efectividad del uso del Chatbot en el aprendizaje de un curso de pregrado sobre Investigación Académica en una universidad privada de Lima, analizando el impacto de la Inteligencia Artificial en la educación. El estudio empleó una metodología de enfoque cuantitativo con un diseño cuasi-experimental, utilizando un grupo de control y un grupo experimental de 70 estudiantes. La medición se realizó a través de la aplicación de pre-test y pos-test de conocimientos. Los resultados mostraron que el grupo que utilizó el Chatbot para consultas y soporte fuera de clase logró un incremento del 18.7% en sus calificaciones finales, con una mejora en la resolución de dudas inmediatas del 92%. La investigación concluyó que el Chatbot funciona como un auxiliar pedagógico eficiente, mejorando la disponibilidad de soporte académico y facilitando la retroalimentación oportuna, lo cual es directamente aplicable a la asistencia de postulantes que requieren información académica inmediata (Arredondo Castillo, 2022).

2.1.3. Antecedentes Locales

No existen investigaciones locales de doctorados y maestrías en repositorios académicos.

2.2. Marco Conceptual

2.2.1. Sistemas Conversacionales Inteligentes y Chatbots

2.2.1.1. Concepto y evolución de los chatbots

Los sistemas conversacionales inteligentes, denominados comúnmente chatbots, han evolucionado desde simples programas basados en reglas hasta complejos agentes capaces de procesar lenguaje natural y aprender de las interacciones con los usuarios. Esta evolución ha permitido que los chatbots mejoren su capacidad para comprender y responder consultas variadas con mayor precisión y naturalidad (Shawar & Atwell, 2021; Dale, 2020).

2.2.1.2. Tipos de chatbots

Los chatbots se clasifican según su funcionamiento en basados en reglas, aprendizaje automático, procesamiento de lenguaje natural (NLP) y sistemas híbridos que integran todas estas tecnologías. Los chatbots basados en reglas siguen flujos predefinidos, mientras que los basados en machine learning y NLP son capaces de aprender, interpretar y manejar conversaciones complejas, incrementando su eficacia con el tiempo (Adamopoulou & Moussiades, 2020).

2.2.1.3. Principales plataformas para desarrollo de chatbots

Existen diversas plataformas líderes para el desarrollo de chatbots, entre las que destacan Dialogflow de Google, IBM Watson y Rasa. Dialogflow se caracteriza por su integración con el ecosistema Google Cloud y su facilidad para diseñar agentes conversacionales con NLP avanzado; IBM Watson destaca por sus capacidades analíticas profundas, y Rasa aporta flexibilidad y personalización por ser de código abierto (Bocklisch et al., 2017; Google Cloud, 2025).

2.2.1.4. Aplicaciones en el sector educativo y administrativo universitario

Los chatbots han encontrado aplicaciones significativas en el ámbito educativo y administrativo universitario, donde se emplean para automatizar la atención a estudiantes, facilitar trámites académicos, brindar asesoría y mejorar la experiencia del usuario. Estudios recientes han reportado mejoras en la eficiencia operativa, satisfacción del usuario y reducción de la carga administrativa gracias a la implementación de sistemas conversacionales inteligentes (Mehmood et al., 2021; Trausan-Matu et al., 2021).

2.2.2. Procesamiento de Lenguaje Natural

2.2.2.1. Definición y fundamentos de NLP

El procesamiento de lenguaje natural (NLP, por sus siglas en inglés) se define como una rama de la inteligencia artificial que busca dotar a las computadoras de la capacidad de comprender, interpretar y generar lenguaje humano de manera significativa (Jurafsky & Martin, 2021). El fundamento de NLP radica en la combinación de técnicas lingüísticas, estadística y aprendizaje automático para transformar el texto o el habla en datos estructurados que una máquina pueda procesar. Esta disciplina abarca desde el análisis lingüístico básico, como segmentación y etiquetado gramatical, hasta tareas avanzadas de comprensión semántica y generación automática de texto (Manning, 2020).

2.2.2.2. Funciones de NLP en chatbots

En los chatbots, NLP desempeña funciones cruciales que permiten la interpretación adecuada de las consultas del usuario. Entre estas funciones destacan la tokenización, que divide las frases en unidades mínimas o tokens; el análisis sintáctico, encargado de identificar la estructura gramatical de las oraciones; y el análisis semántico, que interpreta el significado contextual

para una respuesta pertinente (Young et al., 2020). Estas etapas colaboran para que el chatbot pueda identificar intenciones y entidades, facilitando una interacción natural y efectiva con el usuario.

2.2.2.3. Limitaciones y desafíos de NLP en contextos educativos

A pesar de los avances, NLP enfrenta limitaciones significativas en entornos educativos, especialmente en idiomas con menor soporte tecnológico como el español y variantes regionales. Los principales desafíos incluyen la ambigüedad semántica, manejo de jerga académica y modelos entrenados con datos insuficientes o sesgados que afectan la precisión y equidad (Camacho-Collados & Pilehvar, 2019). Además, la adaptación cultural y las diferencias dialectales suponen un reto para lograr una interacción fluida y natural, lo que requiere estrategias de personalización y validación continua del sistema (Xu et al., 2022).

2.2.3. Arquitectura y diseño de sistemas de chatbots con Dialogflow

2.2.3.1. Diagrama general de la arquitectura

Los sistemas de chatbots desarrollados con Dialogflow poseen una arquitectura modular compuesta por un frontend que interactúa directamente con el usuario, un backend encargado de la lógica de negocio y gestión de datos, y una base de conocimiento donde se almacenan intents, entidades y reglas de negocio (Bocklisch et al., 2017). Esta estructura permite un flujo eficiente de la comunicación, en el que el frontend recoge las consultas, el backend procesa la lógica, y Dialogflow utiliza la base de conocimiento para interpretar y generar respuestas adecuadas en tiempo real (Google Cloud, 2025).

2.2.3.2. Intents, entidades y contextos en Dialogflow

En Dialogflow, los intents representan la clasificación de las intenciones del usuario y determinan la acción o respuesta a

ejecutar, mientras que las entidades son elementos clave que extraen datos específicos de la entrada del usuario, como fechas, números o nombres propios. Los contextos permiten mantener el estado y contexto de la conversación para gestionar diálogos complejos y dinámicos, facilitando interacciones coherentes y continuas (Bocklisch et al., 2017; Jaiswal et al., 2021). La combinación precisa de estos componentes es fundamental para la eficacia del chatbot.

2.2.3.3. Seguridad y protección de datos en sistemas conversacionales

La seguridad en los sistemas de chatbots, especialmente aquellos que manejan datos personales de usuarios, es crítica. Dialogflow incorpora mecanismos de autenticación, cifrado en tránsito y en reposo, y cumple con estándares internacionales de privacidad como GDPR y HIPAA. Además, las mejores prácticas incluyen la anonimización de datos, control de acceso restringido y auditorías periódicas para evitar vulnerabilidades y garantizar la protección de la información sensible durante las interacciones (Choi et al., 2021; Google Cloud, 2025).

2.2.4. Experiencia del usuario, interacción y usabilidad en chatbots

2.2.4.1. Factores de satisfacción y percepción de calidad

La satisfacción del usuario y la percepción de calidad constituyen elementos esenciales en la evaluación de chatbots, dado que inciden directamente en la aceptación y efectividad de la herramienta (Verhagen et al., 2021). Estos factores consideran la facilidad con la que el usuario puede interactuar con el bot, la relevancia y claridad de las respuestas, así como la confiabilidad percibida en el servicio automatizado. La calidad de la experiencia de usuario se ha correlacionado con una mayor tasa de retención y mejor disposición al uso continuo, aspectos que se posicionan como indicadores clave para medir el éxito de chatbots en entornos educativos y administrativos (Almadhoun et al., 2022).

2.2.4.2. Facilidad de uso, accesibilidad y adaptabilidad cultural

La facilidad de uso se refiere a la capacidad del sistema para ser entendido y manejado sin esfuerzo significativo por parte de los usuarios, lo cual está estrechamente relacionado con la accesibilidad y la adaptabilidad cultural del chatbot (Abd-Alrazaq et al., 2019). En contextos universitarios, la consideración de variantes lingüísticas, diversidad cultural y necesidades específicas del grupo objetivo es fundamental para garantizar una interacción inclusiva y efectiva (Griol-Barres et al., 2020). La accesibilidad también implica que la plataforma esté disponible en diferentes dispositivos y ambientes, optimizando la experiencia según los recursos tecnológicos del usuario.

2.2.4.3. Indicadores de eficiencia y satisfacción usuaria

La eficiencia en el uso de chatbots se mide a partir de indicadores cuantitativos como el tiempo promedio de atención, tasa de resolución en primera instancia, y tasas de abandono, mientras que la satisfacción usuaria se evalúa mediante encuestas estructuradas con escalas tipo Likert, análisis de retroalimentación y métricas de repetición y recomendación (Mahmoud et al., 2023). Estos indicadores permiten integrar análisis objetivos y subjetivos que sustentan decisiones para la mejora continua del sistema.

2.2.5. Inteligencia adaptativa y aprendizaje automático

2.2.5.1. Aprendizaje supervisado, no supervisado y reforzado en chatbots

Los chatbots inteligentes emplean diversas técnicas de aprendizaje automático para mejorar su desempeño y adaptarse a diferentes contextos de interacción. El aprendizaje supervisado se basa en conjuntos de datos etiquetados donde el modelo aprende a mapear entradas a salidas específicas, siendo útil para clasificar intenciones y entidades (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

El aprendizaje no supervisado se utiliza para identificar patrones y agrupaciones en datos no etiquetados, contribuyendo a la detección de nuevas intenciones o temas emergentes (Murphy, 2022). Por otro lado, el aprendizaje reforzado optimiza la toma de decisiones del chatbot mediante una política de recompensas y castigos basada en la interacción con los usuarios, permitiendo mejorar la calidad de las respuestas con el tiempo (Sutton & Barto, 2018). Esta combinación de técnicas permite a los chatbots evolucionar y adaptarse dinámicamente a las necesidades de los usuarios.

2.2.5.2. Tasas de aprendizaje, evolución y mejora continua

La tasa de aprendizaje en chatbots se refiere a la velocidad a la que el sistema mejora su precisión y eficacia mediante el entrenamiento continuo y la retroalimentación recibida durante la operación (Ye et al., 2021). La evolución del chatbot se evidencia en la reducción progresiva de errores, aumento en la tasa de resolución y mejor gestión de conversaciones complejas, lo que refleja una mejora continua impulsada por la inteligencia adaptativa (Zhou et al., 2023). Esta dinámica es fundamental para mantener la relevancia y utilidad del chatbot en contextos cambiantes y con usuarios diversos.

2.2.6. Impacto institucional y tendencias en admisión universitaria

2.2.6.1. Retos y oportunidades de automatización en procesos de admisión

La automatización de los procesos de admisión universitaria ha surgido como una necesidad imperante en respuesta al aumento exponencial de postulantes y a la creciente demanda de servicios educativos eficientes y accesibles (Rodríguez & Pérez, 2022). Entre los principales retos figura la integración de tecnologías avanzadas en sistemas tradicionales, la capacitación del personal administrativo y la garantía de privacidad y seguridad en el manejo de datos personales. Sin embargo, la automatización

también presenta oportunidades significativas, como la reducción de tiempos en la gestión documental, mejora en la atención personalizada mediante chatbots y la optimización del flujo de información, lo cual contribuye a la transparencia y accesibilidad del proceso (López et al., 2023). Estos avances permiten a las instituciones responder con agilidad a cambios en la demanda y mejorar la experiencia del postulante.

2.2.6.2. Proyecciones para la transformación digital en universidades

La transformación digital en universidades proyecta un crecimiento acelerado de la adopción de tecnologías conversacionales y automatizadas para la gestión educativa y administrativa. Según el informe de la UNESCO (2024), se espera que para 2030 la mayoría de las instituciones educativas de América Latina implementen soluciones de inteligencia artificial para mejorar sus procesos académicos, administrativos y de soporte estudiantil. Esta transformación estará impulsada por la demanda de experiencias personalizadas, flexibilidad en el aprendizaje y optimización de recursos. Además, se contempla la integración de sistemas híbridos que combinan inteligencia humana y artificial para maximizar resultados (UNESCO, 2024). La digitalización en la gestión de admisión universitaria es vista como un pilar estratégico para incrementar la inclusión, calidad y competitividad de las instituciones.

2.2.7. Metodología de desarrollo de Chatbots

2.2.7.1. Metodologías iterativas y ágiles

En el desarrollo de chatbots, las metodologías iterativas y ágiles se han consolidado como enfoques predominantes debido a su capacidad para integrar retroalimentación continua y adaptarse a cambios durante el ciclo de vida del proyecto (Serrano et al., 2021). Estas metodologías permiten desarrollar prototipos incrementales del chatbot, facilitando mejoras sucesivas basadas en pruebas y validaciones frecuentes con usuarios. La adopción

de frameworks ágiles como Scrum o Kanban posibilita la colaboración interdisciplinaria y la entrega rápida de funcionalidades, aspectos fundamentales para sistemas conversacionales que deben ajustarse a las expectativas y necesidades cambiantes de los usuarios (García & López, 2022).

2.2.7.2. Metodología Scrum

A. Concepto

La metodología Scrum se define como un marco ágil para la gestión y desarrollo de proyectos complejos, enfocado en la entrega temprana y continua de valor a través de iteraciones cortas y colaborativas (Schwaber & Sutherland, 2020). Scrum fomenta la autoorganización de los equipos, la flexibilidad ante cambios en los requisitos y la mejora progresiva mediante revisiones constantes, lo que contribuye a gestionar la incertidumbre y alcanzar objetivos de manera eficiente (Serrador, 2019).

B. Características

Las características principales de Scrum incluyen la división del trabajo en ciclos llamados sprints, que suelen durar entre una y cuatro semanas, la existencia de roles claramente definidos como Product Owner, Scrum Master y equipo de desarrollo, y reuniones periódicas como la planificación de sprint, la daily scrum, la revisión y la retrospectiva (Rubin, 2019). El enfoque basado en la transparencia, inspección y adaptación asegura que el proyecto mantenga la calidad y que el equipo responda rápidamente a nuevas necesidades. Además, Scrum promueve la entrega incremental de productos funcionales desde etapas tempranas del proyecto, facilitando la retroalimentación continua por parte de los interesados.

C. Fases

El ciclo de Scrum se compone de varias fases: planificación del sprint, donde se seleccionan las tareas del Product Backlog a completar; ejecución del sprint, en la que el equipo desarrolla el producto incrementable; revisión del sprint, donde se evalúa el trabajo realizado con stakeholders; y la retrospectiva, en la que el equipo reflexiona sobre su proceso para identificar mejoras en futuros sprints (Schwaber & Sutherland, 2020). Cada fase es esencial para garantizar la mejora continua y la alineación con los objetivos del proyecto y las expectativas del cliente.

- La primera fase es la Planificación del Sprint, donde el equipo define el objetivo del sprint y selecciona los ítems del Product Backlog que se transformarán en incrementos funcionales durante un período generalmente entre una y cuatro semanas (Schwaber & Sutherland, 2020). En esta etapa se detallan las tareas específicas y se establece un compromiso de entrega.
- La segunda fase corresponde al Desarrollo del Incremento, en la cual el equipo de desarrollo trabaja colaborativamente para implementar las funcionalidades planificadas. Se mantiene un ritmo constante de trabajo y se realizan reuniones diarias llamadas Daily Scrum o Scrum Diario, para sincronizar actividades y resolver impedimentos (Rubin, 2019).
- En la tercera fase, denominada Revisión del Sprint, se presenta el incremento desarrollado ante el Product Owner y stakeholders para recibir retroalimentación, medir el progreso y ajustar el Product Backlog para los siguientes ciclos (Serrador, 2019).
- Finalmente, la cuarta fase es la Retrospectiva del Sprint, en la que el equipo reflexiona sobre su desempeño, identifica buenas prácticas y define acciones concretas para optimizar procesos en futuros sprints, fomentando la mejora continua (Serrador, 2019).

2.2.8. Google Cloud Platform y Dialogflow

2.2.8.1. Arquitectura general de GCP

Google Cloud Platform (GCP) es un conjunto de servicios de computación en la nube que proporciona infraestructura, almacenamiento, análisis y herramientas de inteligencia artificial a través de centros de datos distribuidos globalmente. Su arquitectura general se basa en una combinación de capas que incluyen recursos físicos, virtualización, servicios gestionados y APIs que permiten a los desarrolladores desplegar aplicaciones escalables y seguras. En el contexto de un chatbot para admisión universitaria, GCP ofrece recursos como App Engine para alojar servicios backend, Cloud Firestore para la gestión de datos de postulantes y Cloud Functions para ejecutar lógica sin necesidad de servidores dedicados. La arquitectura distribuida de GCP, junto con sus capacidades de balanceo de carga y redundancia, garantiza disponibilidad y tiempos de respuesta óptimos durante picos de demanda, como en los días de inscripciones masivas (Google Cloud, 2024).

2.2.8.2. Servicio Dialogflow

Dialogflow CX es la plataforma de Google para diseñar experiencias conversacionales multi-turno y omnicanal. Modela las conversaciones como un diagrama de estados con flujos, páginas y rutas; cada ruta puede activarse por un intent, por condiciones (p. ej., parámetros completos) o por eventos. Este enfoque facilita conversaciones complejas, con formularios de captura de datos (“form filling”), reintentos y control explícito del contexto (Google Cloud, 2024).

A diferencia de Dialogflow ES, donde el concepto de “contextos” era central, en CX el estado conversacional se gestiona mediante páginas, parámetros de sesión y handlers; el resultado práctico es equivalente (control de alcance y memoria), pero con semántica más explícita y escalable para flujos grandes.

III. METODOLOGÍA

3.1. Enfoque

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, dado que se orienta a la medición objetiva de las variables relacionadas con la eficiencia y la satisfacción del usuario en la atención de postulantes, antes y después de la implementación de una interfaz conversacional inteligente basada en Dialogflow. Este enfoque permite obtener datos numéricos verificables, analizar relaciones causa–efecto y sustentar los resultados mediante técnicas estadísticas.

El enfoque cuantitativo se fundamenta en el paradigma positivista, que busca explicar la realidad a partir de la observación y medición de fenómenos, utilizando instrumentos estandarizados y procedimientos sistemáticos. En este sentido, la investigación no solo pretende describir un fenómeno, sino comprobar si el uso de una interfaz conversacional inteligente mejora la atención y asistencia a los postulantes, en comparación con los métodos tradicionales de atención manual.

3.2. Método

A. Según el tipo de investigación

Es de tipo aplicada, dado que se orienta a la utilización del conocimiento científico y tecnológico existente en el campo de la inteligencia artificial y las interfaces conversacionales para resolver un problema concreto de la realidad institucional: la atención y orientación de los postulantes en el proceso de admisión de la Universidad Nacional del Santa.

Según Hernández, Fernández y Baptista (2022), la investigación aplicada tiene como propósito transformar el conocimiento en acción, mediante la implementación de soluciones tecnológicas o procedimientos que mejoren procesos organizacionales. En este caso, el desarrollo de una interfaz conversacional inteligente basada en Dialogflow busca optimizar la interacción y el acceso a información de los usuarios de la Dirección de Admisión.

B. Según el nivel de investigación

El nivel de la investigación es explicativo, porque busca identificar y explicar las causas y efectos de la implementación del chatbot sobre el proceso de admisión, analizando cómo la nueva tecnología puede modificar y mejorar la interacción del usuario con la Dirección de Admisión (Creswell & Creswell, 2018). Este análisis causal aproxima la relación funcional entre el uso de la interfaz y los indicadores de eficiencia y calidad en la atención.

Asimismo, presenta un componente descriptivo, ya que se analizan las características del proceso actual de atención a los postulantes y se describen las funcionalidades del sistema desarrollado. De acuerdo con Bernal (2010), las investigaciones descriptivas permiten detallar las propiedades importantes de los fenómenos observados, mientras que las explicativas indagan sobre las causas de dichos fenómenos

3.3. Diseño

La investigación se clasifica dentro de los diseños experimentales, ya que el investigador manipula una variable independiente (implementación del chatbot) para observar su efecto sobre variables dependientes (eficiencia y satisfacción). Los diseños experimentales son aquellos en los que el investigador manipula deliberadamente una variable independiente (tratamiento o intervención) para observar su efecto sobre una o más variables dependientes, controlando o minimizando la influencia de variables extrañas (QuestionPro, 2023).

Dentro del Subtipo de investigación, el diseño cuasi-experimental resulta el más adecuado para esta investigación por las siguientes razones:

a) **Manipulación controlada de la variable independiente:**

El investigador introduce una innovación tecnológica (el chatbot) y mide su efecto, lo cual cumple con el principio básico de la experimentación (Hernández, 2018).

b) **Aplicabilidad en contextos reales:**

En la Dirección de Admisión no es posible asignar aleatoriamente los postulantes a grupos, por lo que un diseño experimental puro no sería factible ni ético.

El cuasi-experimental permite trabajar con grupos naturales sin sacrificar la intención de establecer relaciones causales (Scribbr, 2024).

c) **Comparación temporal del efecto:**

Al comparar los resultados antes y después de la intervención, se puede evaluar si los cambios en eficiencia y satisfacción se asocian al uso del chatbot, lo que otorga validez interna razonable (Reichardt & Storage, 2023).

d) Coherencia con el enfoque aplicado:

La investigación tiene un propósito tecnológico y de mejora institucional, no de control experimental absoluto, por lo que el diseño cuasi-experimental es el más coherente con su finalidad práctica (Hernández, 2018).

Grupo Preprueba Tratamiento Postprueba

G O₁ X O₂

Donde:

O₁ : medición antes de la implementación del chatbot,

X: aplicación de la interfaz conversacional basada en Dialogflow,

O₂ : medición después de la implementación

3.4. Población

La población objeto de estudio está constituida por todos los postulantes que solicitan información y asistencia en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa durante el año 2023. Esta población abarca a todos los usuarios potenciales y reales que interactúan con el proceso de admisión, tanto en los canales tradicionales como a través de la interfaz conversacional inteligente basada en Dialogflow, así como el personal administrativo de la Dirección de Admisión que interactúa con ellos en la atención informativa y orientación académica.

3.5. Muestra

La muestra estará conformada por un subconjunto representativo de postulantes que efectivamente usen la interfaz conversacional durante el periodo de evaluación y cuyos registros de interacción sean analizados. Para el análisis pre implementación, se utilizarán los datos históricos de consultas presenciales y tradicionales. Se estima una muestra de aproximadamente 30 a 50 participantes, seleccionados en función de su disponibilidad y participación efectiva durante la fase de implementación y prueba de la interfaz conversacional

3.6. Muestreo

Se empleará un muestreo no probabilístico por conveniencia, dado que los participantes (postulantes) no pueden ser asignados de manera aleatoria a grupos experimentales o de control, sino que su participación ocurre de forma natural y voluntaria al acceder al servicio de admisión.

3.7. Unidad de Análisis

La unidad de análisis la constituyen las interacciones individuales o sesiones de consulta realizadas por cada postulante en la plataforma del chatbot, así como las interacciones en canales tradicionales para la comparación pre y post en el año 2023. Cada sesión representa un caso sobre el cual se registran variables cuantitativas como el tiempo de respuesta, tasa de resolución, tasa de abandono, entre otros indicadores.

3.8. Variables de Estudio

- Variable Dependiente: Eficiencia de la Asistencia a Postulantes.
- Variable Independiente: Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow

3.9. Operacionalización de variables

Tabla 1:

Operacionalización de las Variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición
Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow (Variable independiente)	Sistema informático que emplea inteligencia artificial y procesamiento de lenguaje natural (PLN) para simular conversaciones humanas, con el fin de ofrecer información y asistencia personalizada a los usuarios a través de medios digitales (Shevat, 2017; Google Cloud, 2023)	Implementación de un chatbot desarrollado en la plataforma Dialogflow, configurado para brindar atención automatizada a los postulantes de la Universidad Nacional del Santa, mediante intenciones, entidades y flujos de diálogo diseñados según sus consultas frecuentes.	Funcionalidad	Tiempo de respuesta promedio	Razón (segundos)
			Usabilidad	Tasa de abandono	Razón (porcentaje)
			Interacción	Facilidad de uso	Ordinal (Likert de 1 a 5)
Eficiencia de la Asistencia a Postulantes (Variable dependiente)	Grado en que el proceso de atención a los postulantes logra los resultados previstos utilizando de manera óptima los recursos disponibles, reduciendo tiempos de espera, aumentando la precisión de las respuestas y mejorando la gestión del servicio (Chiavenato, 2011)	Nivel de mejora en la rapidez, precisión y capacidad de respuesta en la atención a los postulantes, medido antes y después de la implementación del chatbot basado en Dialogflow.	Atención	Tiempo promedio por consulta o sesión	Razón (minutos)
			Precisión	Porcentaje de consultas resueltas sin derivación	Razón (porcentaje)
			Calidad y Desempeño de la NLU	Tasa de Aprendizaje	Razón (porcentaje)

3.10. Matriz de Consistencia

Tabla 2:

Matriz de Consistencia

Problema General	Hipótesis General	Objetivo General	Objetivos Específicos
<p>¿De qué manera una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow logrará mejorar la eficiencia y la calidad de la asistencia a postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa en el año 2023?</p>	<p>La implementación de una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejorará significativamente la eficiencia y la calidad de la asistencia a los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa durante el año 2023</p>	<p>Evaluar el impacto de una Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow en la mejora de la eficiencia y la calidad de la asistencia a los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa durante el año 2023.</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Determinar la reducción del tiempo de respuesta promedio en la atención a las consultas de los postulantes mediante la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow. - Establecer la disminución de la tasa de abandono durante las interacciones de los postulantes con el sistema, midiendo la proporción de sesiones no completadas antes y después del uso del chatbot. - Medir la reducción del Tiempo Promedio por Consulta o Sesión que requiere un postulante para obtener la información completa de admisión. - Calcular el incremento en el Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación a personal humano. - Evaluar el incremento en la tasa de aprendizaje del modelo NLU (Natural Language Understanding) de la Interfaz Conversacional Inteligente, midiendo la capacidad de adaptación y mejora en la comprensión de intenciones. - Evaluar el incremento en la Facilidad de Uso percibida por los postulantes al interactuar con el Chatbot.

3.11. Técnicas e Instrumentos de recolección de datos

3.11.1. Técnicas de recolección de datos

1) **Análisis Documental / Registro de Logs:**

- Consiste en revisar registros institucionales, cronogramas de admisión y reportes administrativos previos a la implementación del chatbot.
- Esta técnica permite comparar los niveles de eficiencia antes y después del uso de la interfaz conversacional, garantizando la validez de los resultados obtenidos
- **Propósito:** Medir la Eficiencia Operativa del Sistema (Y1) de manera objetiva.
- **Aplicación:** Se analizarán los registros de interacciones (logs) generados por el agente de Dialogflow y la plataforma de integración.

2) **Encuesta:**

- Técnica principal de recolección de datos utilizada para obtener información directa de los usuarios (postulantes y personal administrativo) respecto a su nivel de satisfacción, percepción de eficiencia y facilidad de uso del chatbot.
- Permite recopilar datos cuantitativos mediante una escala tipo Likert de cinco niveles (1 = muy en desacuerdo, 5 = muy de acuerdo), lo que facilita el análisis estadístico posterior.
- Esta técnica es apropiada cuando se requiere medir percepciones o actitudes hacia un sistema tecnológico (Bernal, 2010).
- **Propósito:** Medir la Satisfacción del Usuario Postulante (Y2).
- **Aplicación:** Se aplicará un cuestionario estandarizado a la muestra de postulantes que hayan interactuado con la Interfaz Conversacional Inteligente.

3) **Observación (Participante/No Participante):**

- Aplicada para evaluar el desempeño técnico y funcional de la Interfaz Conversacional Inteligente, mediante la recopilación de métricas automáticas del sistema.

- Permite registrar de manera objetiva indicadores como tiempo promedio de respuesta, número de consultas atendidas, y tasa de respuestas correctas.
- Se realiza a través de la consola de Google Dialogflow, que genera reportes de interacción y desempeño del agente conversacional
- **Propósito:** Recolectar datos para la medición pre-prueba (O1) de la eficiencia operativa antes de la implementación del sistema y, en la pos-prueba (O2), documentar el desempeño del personal con la asistencia del chatbot.
- **Aplicación:** Se observará el flujo de atención en la Dirección de Admisión para registrar la carga de trabajo y los tiempos de respuesta sin el chatbot (pre-prueba).

3.11.2. Instrumentos de recolección de datos

1) Cuestionario estructurado de satisfacción del usuario

- Instrumento aplicado a los postulantes que utilizaron la interfaz conversacional.
- Está conformado por 09 ítems agrupados en tres dimensiones: usabilidad, utilidad percibida y experiencia general.
- Cada ítem se valora mediante una escala Likert de cinco puntos, que permite cuantificar las respuestas de los usuarios y realizar análisis descriptivos e inferenciales.
- El cuestionario fue validado por juicio de expertos (tres especialistas en inteligencia artificial y metodología de la investigación) y sometido a una prueba piloto para evaluar su confiabilidad mediante el coeficiente Alfa de Cronbach, considerando un valor aceptable ≥ 0.70 (George & Mallery, 2019).

2) Registro automático del sistema (log del chatbot)

- Instrumento digital generado por la plataforma Dialogflow, el cual almacena los datos de interacción entre usuarios y el chatbot.
- Permite medir indicadores de eficiencia tales como:
 - Tiempo promedio de respuesta,
 - Porcentaje de consultas correctamente respondidas,
 - Cantidad de usuarios atendidos por día.

- Estos registros constituyen evidencia objetiva del funcionamiento y desempeño de la interfaz.

3) Ficha de observación técnica

- Instrumento diseñado por el investigador para registrar información complementaria durante la fase de pruebas del sistema.
- Incluye variables como estabilidad del sistema, disponibilidad de acceso y errores detectados.
- Se utiliza para triangular los resultados obtenidos mediante el análisis automatizado y las encuestas.

4) Guía de revisión documental

- Instrumento utilizado para analizar informes previos de atención al postulante (antes de la implementación del chatbot).
- Permite establecer una línea base comparativa sobre el tiempo de atención y el volumen de consultas atendidas de manera manual.

3.12. Técnicas de Análisis de resultados

De acuerdo con Hernández, Fernández y Baptista (2018), el análisis de resultados comprende el conjunto de procedimientos estadísticos utilizados para organizar, procesar e interpretar los datos obtenidos, con el fin de comprobar hipótesis y responder a los objetivos planteados.

El análisis estadístico permite transformar la información recolectada mediante los instrumentos en conclusiones válidas y confiables, alineadas al diseño metodológico del estudio.

En esta investigación se aplicarán técnicas de análisis cuantitativo, tanto descriptivas como inferenciales, empleando herramientas informáticas para garantizar precisión y rigor científico.

3.12.1. Análisis descriptivo

El análisis descriptivo permitirá resumir y caracterizar los datos obtenidos de las encuestas, observaciones y registros del sistema.

Según Martínez (2014), la estadística descriptiva tiene como propósito organizar y representar la información mediante tablas, frecuencias y medidas de tendencia central (media, mediana y moda), así como medidas de dispersión (desviación estándar y varianza).

Para este estudio se realizará lo siguiente:

- Distribución de frecuencias y porcentajes de las respuestas de los usuarios según la escala Likert (1 a 5).
- Cálculo de medias, desviaciones estándar y rangos para cada dimensión de las variables “Eficiencia de la asistencia” y “Satisfacción del usuario”.
- Representación gráfica de los resultados mediante histogramas, gráficos de barras y diagramas comparativos pre-test / post-test.

Estas técnicas permitirán describir el comportamiento de los datos, evaluar la tendencia de las respuestas y determinar la percepción general de los usuarios respecto al funcionamiento de la interfaz conversacional.

3.12.2. Análisis inferencial

El análisis inferencial se utilizará para comprobar la hipótesis de investigación y determinar si existen diferencias significativas en la eficiencia y satisfacción antes y después de la implementación de la interfaz conversacional inteligente.

De acuerdo con Hernández et al. (2018) y George y Mallery (2019), las pruebas inferenciales permiten establecer relaciones causales o asociativas entre variables y evaluar la significancia estadística de los resultados observados.

Para el presente estudio se aplicarán las siguientes pruebas:

1) Prueba t de Student para muestras relacionadas (pre-test y post-test):

- Se utilizará para comparar los valores medios de las variables “eficiencia” y “satisfacción” antes y después de la implementación del chatbot.
- Esta prueba es apropiada para diseños cuasi-experimentales con un solo grupo, donde las mediciones se realizan en dos momentos distintos.
- El nivel de significancia será $\alpha = 0.05$, es decir, con un 95% de confianza estadística.

2) Prueba de correlación de Pearson:

- Aplicada para determinar la relación entre la usabilidad de la interfaz (precisión, claridad, tiempo de respuesta) y la eficiencia del servicio.
- Permite identificar el grado de asociación lineal entre ambas variables (r), con valores comprendidos entre -1 y +1.

3) Análisis de fiabilidad (Alfa de Cronbach):

- Para determinar la consistencia interna del cuestionario de satisfacción aplicado a los usuarios.
- Se considerará como valor aceptable $\alpha \geq 0.70$, siguiendo los criterios de George y Mallery (2019).

4) Comparación porcentual de indicadores del sistema:

Se compararán métricas automáticas (tiempo promedio de respuesta, número de consultas atendidas, porcentaje de éxito) obtenidas antes y después de la intervención, a fin de evidenciar la mejora en la eficiencia.

3.12.3. Herramientas de análisis

El procesamiento y análisis de los datos se realizará con el apoyo de herramientas estadísticas y tecnológicas reconocidas:

- **SPSS Statistics (versión 25 o superior):** para análisis descriptivo, pruebas t y correlación.
- **Microsoft Excel:** para la tabulación inicial y elaboración de gráficos.
- **Python (bibliotecas pandas y scipy):** para cálculos estadísticos complementarios y verificación de resultados.

Estas herramientas permiten un tratamiento sistemático, preciso y reproducible de la información recolectada, garantizando validez interna y confiabilidad estadística.

3.12.4. Procedimiento general del análisis

1) Codificación de datos:

Se asignarán códigos numéricos a las respuestas de las encuestas y registros del sistema.

2) **Tabulación y depuración:**

Se ingresarán los datos en matrices en SPSS y Excel, verificando su consistencia y ausencia de valores atípicos.

3) **Análisis descriptivo e inferencial:**

Se calcularán medidas de tendencia central y dispersión, seguidas de las pruebas t y correlación de Pearson.

4) **Interpretación de resultados:**

Los resultados estadísticos se interpretarán con base en el nivel de significancia ($p < 0.05$) y se discutirán en el Capítulo IV de la tesis, contrastando las hipótesis de investigación.

3.13. Procedimiento para el Desarrollo de la Solución Tecnológica

Se utilizará la metodología Scrum. La metodología Scrum es especialmente útil en el desarrollo de chatbots porque permite trabajar en iteraciones cortas, incorporar retroalimentación temprana y ajustar tanto el diseño conversacional como la configuración técnica antes del despliegue final. Esta adaptabilidad asegura que el producto evolucione según las necesidades reales de la institución y que los objetivos se cumplan de manera eficiente y flexible (Schwaber & Sutherland, 2020).

3.13.1. Planificación del Proyecto (Sprint Planning)

La planificación del proyecto se realizó siguiendo el marco de trabajo Scrum, con el objetivo de estructurar el desarrollo del chatbot de admisión en iteraciones cortas y controladas.

A. Definición de objetivos generales

El objetivo principal del proyecto es desarrollar e implementar un chatbot inteligente para la admisión en la Universidad Nacional del Santa, capaz de:

- Atender consultas frecuentes de postulantes las 24 horas.
- Integrarse con la base de datos institucional para validar pagos, registros y matriculaciones.
- Optimizar el tiempo de inscripción y reducir la carga operativa del personal de admisión.

- Mejorar la experiencia del postulante mediante un flujo conversacional guiado.

B. Identificación de funcionalidades principales del chabot

Las funcionalidades iniciales priorizadas fueron:

- Consulta de modalidades de ingreso con detalle de requisitos, códigos y costos.
- Validación de pagos en Banco de la Nación o Págalo.pe.
- Validación de identidad de postulantes registrados.
- Registro de inscripción en la base de datos institucional.
- Consulta de especialidades y facultades por canal de admisión.
- Integración con canales de mensajería (web y potencialmente WhatsApp/Telegram).
- Generación de ficha de inscripción y guía de pasos posteriores.

C. Elaboración del Product Backlog

Se construyó un Product Backlog priorizado con base en las user stories definidas en la fase de análisis. Ejemplos de ítems en el backlog:

- Implementar intent para consulta de modalidades de ingreso.
- Crear webhook para validar pago (validar_pago).
- Crear webhook para validar postulante (validar_persona).
- Implementar intent y webhook para registrar inscripción (insertar_inscripcion).
- Conexión entre Dialogflow CX y Cloud SQL mediante Cloud Run.
- Configuración de despliegue en entorno productivo.
- Pruebas con usuarios reales.

D. Selección de ítems para el Sprint Backlog

En el primer sprint se incluyeron las tareas mínimas para disponer de un prototipo funcional:

- Creación del agente en Dialogflow CX.
- Implementación de intents base (consulta_modalidad, validar_pago, validar_persona).

- Desarrollo del webhook de conexión a la base de datos.
- Configuración inicial de la instancia de Cloud SQL con la base bd_admision.

E. Definición de duración de los sprints

Se estableció una duración de 2 semanas por sprint, lo que permite ciclos de desarrollo ágiles, retroalimentación constante y entregas incrementales.

F. Asignación de tareas al equipo de desarrollo

Tabla 3:

Asignación de tareas al equipo de desarrollo

Equipo	Tareas
Desarrollador Backend	Creación de la API en Cloud Run, configuración de base de datos y webhooks.
Diseñador Conversacional	Definición de intents, entidades y flujos conversacionales en Dialogflow CX.
Especialista en QA	Ejecución de pruebas funcionales y con usuarios.
Coordinador de Proyecto	Seguimiento de avances, control de backlog y enlace con stakeholders.

3.13.2. División del proyecto en Sprints

El desarrollo del chatbot se estructuró en 5 sprints de dos semanas cada uno, siguiendo el enfoque incremental y adaptativo de Scrum. Cada sprint tuvo un objetivo específico y entregables concretos, permitiendo validar alcances y realizar ajustes.

A. Sprint 1: Análisis y diseño conversacional

- **Objetivo del Sprint:** Establecer las bases conceptuales y técnicas del chatbot de admisión, definiendo el alcance, las funcionalidades prioritarias y el diseño conversacional que guiara al desarrollo de los siguientes sprint.
- **Recolección de requerimientos funcionales y no funcionales**

Se recopilan los requerimientos esenciales a partir de entrevistas con el personal de la Dirección de Admisión y el análisis del proceso actual de inscripción.

Requerimientos funcionales:

- Consultar modalidades de ingreso con requisitos, costos y códigos de pago.
- Validar pagos en Banco de la Nación o Págalo.pe.
- Verificar la identidad de postulantes registrados en la base de datos institucional.
- Registrar inscripciones nuevas de forma segura.
- Consultar especialidades y facultades disponibles según canal de admisión.
- Generar ficha de inscripción y guías posteriores al registro.

Requerimientos no funcionales:

- Disponibilidad 24/7.
- Tiempo de respuesta inferior a 2 segundos por consulta.
- Integración segura con la base de datos mediante API en la nube.
- Diseño conversacional claro y guiado para minimizar errores de entrada.

- **Identificación de casos de uso y flujos conversacionales**

A partir de los requerimientos, se definieron los principales casos de uso del chatbot:

- Consulta de modalidades y requisitos.
- Validación de pago.
- Validación de postulante existente.
- Registro de inscripción.
- Consulta de especialidades y canales.

Cada caso de uso se representa en flujos conversacionales, detallando la interacción paso a paso, las preguntas del bot, las respuestas esperadas y las validaciones necesarias.

- **Definición de intents, entities y contexts en Dialogflow**

Se establecieron los primeros intents (intenciones del usuario), entities (valores clave extraídos de las frases) y contexts (contextos que controlan el flujo de la conversación) en Dialogflow CX.

▪ **Intents iniciales:**

- Start_inscripcion: con frases de entrenamiento como “quiero inscribirme”, “hacer mi inscripción”, “registrar matricula”, “inscripcion admisión”

▪ **Entities iniciales:**

- @sys.number: para capturar id numericos
- @sys.any: para capturar texto libre

▪ **Contexts iniciales:**

En DialogFlow CX, el estado conversacional se maneja mediante páginas, parámetros de sesión y handlers:

- Páginas de contextos (Star Page, Form_Inscripcion, Confirmacion)
- Parámetros de sesión (id_postulante, id_especialidad, código_matrícula)
- Handlers (No-Match, No-Input)

▪ **Diseño del mapa conversacional**

Para estructurar la experiencia del usuario y garantizar que el chatbot siga un flujo lógico en cada interacción, se elaboró un mapa conversacional, siguiendo el enfoque de un storyboard.

SB01 – Consulta de modalidades de ingreso

Escena 1

- **Usuario:** “Quiero saber las modalidades de ingreso.”
- **Bot:** “Claro, estas son las modalidades disponibles en la UNS: Ingreso Directo CEPUNS I, II, III, Ordinario, Preferente (nota ≥ 14), Primero y Segundo Puesto, Traslado interno, Traslado externo, Titulados/Graduados, Deportistas

destacados, Egresado del COAR, Personas con discapacidad y Víctimas del terrorismo. ¿Quieres conocer los requisitos de alguna en específico?”

Escena 2

- **Usuario:** “Sí, ingreso directo CEPUNS I.”
- **Bot:** “Modalidad: Ingreso Directo CEPUNS I. Costo: S/ 360. Código de pago: 675. Válido en Banco de la Nación y Págalo.pe. ¿Deseas ver los requisitos completos?”

Escena 3

- **Usuario:** “Sí.”
- **Bot:** “Requisitos: 1) Certificado de estudios, 2) DNI vigente, 3) Foto tamaño carnet. ¿Quieres consultar otra modalidad?”

SB02 – Consulta de requisitos generales de inscripción

Escena 1

- **Usuario:** “¿Cuáles son los requisitos para inscribirme?”
- **Bot:** “Estos son los requisitos generales: Certificado de estudios original, Copia de DNI vigente, Comprobante de pago del derecho de inscripción, ficha de inscripción impresa. ¿Deseas que te indique los requisitos específicos de tu modalidad?”

Escena 2

- **Usuario:** “Sí.”
- **Bot:** “Por favor, indícame la modalidad de ingreso para mostrarte sus requisitos específicos.”

SB03 – Consulta de código y monto de pago

Escena 1

- **Usuario:** “¿Cuál es el monto que debo pagar?”
- **Bot:** “El monto depende de la modalidad de ingreso. Por favor, indícame tu modalidad.”

Escena 2

- **Usuario:** “Ingreso Ordinario.”
- **Bot:** “El monto es de S/ 360. Código de pago: 485. Puedes pagar en Banco de la Nación o en Págalo.pe. ¿Quieres que te envíe las instrucciones para realizar el pago?”.

SB04 – Instrucciones para subir documentos

Escena 1

- **Usuario:** “¿Cómo subo mis documentos?”
- **Bot:** “Debes acceder a la plataforma oficial de inscripción UNS y usar tu código de postulante y DNI para ingresar. Sube los documentos en formato PDF y asegúrate que no excedan 2 MB por archivo. ¿Deseas que te envíe el enlace directo?”

Escena 2

- **Usuario:** “Sí.”
- **Bot:** “Aquí tienes el enlace: <https://registro.uns.edu.pe/WebAdmision/>”

- Bocetos de la interfaz

Dado que el chatbot podrá integrarse en un sitio web institucional y eventualmente en WhatsApp o Telegram, se realizaron **bocetos visuales** de la interfaz web embebida.

Los bocetos incluyen:

- Pantalla de inicio con mensaje de bienvenida.
- Área de chat con burbujas diferenciadas para bot y usuario.
- Indicadores de carga y escritura para mejorar la experiencia del usuario.

B. Sprint 2: Validaciones e inserción en BD

Configurar el agente conversacional en Dialogflow CX, implementar las intenciones base, entrenar el modelo de comprensión y establecer la lógica inicial de validaciones y flujos, asegurando que el prototipo pueda responder correctamente a las interacciones más comunes.

- **Creación del agente en Dialogflow**

Se procede a la creación del agente en **Dialogflow CX**, configurando:

- **Idioma:** Español (es-ES).
- **Zona horaria:** GMT-5 (Lima, Perú).
- **Nombre del agente:** Chatbot_Admision_UNS.
- **Descripción:** Asistente virtual para el proceso de admisión de la Universidad Nacional del Santa.

En esta etapa también se habilita la integración con Google Cloud Project para poder conectarlo posteriormente con Cloud SQL y servicios de Cloud Run.

- **Implementación de intents y entrenamiento del modelo**

Se implementaron los intents base identificados en el Sprint 1:

- consulta_modalidad
- validar_pago
- validar_persona
- insertar_inscripcion
- get_especialidades
- get_canales

Cada intent fue entrenado con un conjunto de frases de ejemplo que simulan la forma en que los postulantes formulan sus preguntas. Por ejemplo, en el intent consulta_modalidad se incluyeron frases como:

- “Quiero saber las modalidades de ingreso”
- “¿Cuáles son las modalidades disponibles?”
- “Modalidades UNS”

Este entrenamiento inicial buscó mejorar la capacidad de Natural Language Processing (NLP) del agente para reconocer la intención del usuario incluso con variaciones de redacción.

- **Configuración de respuestas, fulfillment y contextos**

Para cada intent se configuran respuestas automáticas y se enlazan con el fulfillment correspondiente cuando se requiere interacción con la base de datos.

Ejemplo: En `validar_pago`, el fulfillment llama a un webhook que consulta en la base `bd_admision` si el pago está registrado.

Se definieron contextos para mantener la continuidad de la conversación, como:

- Contexto de validación de pago: habilita el flujo de registro solo si el pago es válido.
- Contexto de inscripción: controla que el bot solicite datos en el orden correcto.

- **Implementación de validaciones y ramificación de diálogos**

En esta etapa se programan condiciones y ramificaciones dentro de Dialogflow para manejar diferentes escenarios:

- **Validaciones:** Verificar que el usuario proporcione datos obligatorios como DNI o código de postulante.
- **Ramificaciones:**
 - Si el pago es válido, continuar al flujo de registro.
 - Si el pago no es válido, informar al usuario y ofrecer opciones para corregir el dato.
 - Si el usuario no responde con datos válidos, activar mensajes de reintento o transferir a ayuda.

Esto aseguró que el chatbot pueda responder de forma coherente ante respuestas incompletas o incorrectas.

- **Pruebas básicas de interacción**

Se realizan pruebas internas usando el simulador de Dialogflow CX:

- **Prueba de intents:** Verificar que cada pregunta de prueba active el intent correcto.
- **Prueba de parámetros obligatorios:** Confirmar que el bot solicite los datos que faltan antes de continuar.
- **Prueba de rutas de error:** Simular datos inválidos para comprobar que el bot responda con mensajes adecuados.

Los resultados muestran que el agente reconocía correctamente las intenciones y que los contextos se mantenían activos en las transiciones entre intents, cumpliendo con el objetivo del sprint.

C. Sprint 3: Integración y despliegue cloud

- **Objetivo del Sprint:**

Conectar el agente conversacional desarrollado en Dialogflow CX con los sistemas externos de la Universidad Nacional del Santa, habilitar su funcionamiento en múltiples canales de comunicación, y establecer mecanismos de seguridad que garanticen la integridad de la información.

- **Desarrollo de webhooks**

Para permitir que el chatbot pueda consultar, registrar y validar información en la base de datos institucional (bd_admision), se desarrollan webhooks alojados en Google Cloud Run. Estos webhooks se implementaron en Node.js y cumplen funciones como:

- **validar_pago:** Verifica en la base de datos si el pago realizado por el postulante está registrado y vigente.
- **validar_persona:** Comprueba si el DNI o código de postulante ya existe en el sistema para evitar duplicados.
- **insertar_inscripcion:** Registra al postulante en la base de datos con todos los campos requeridos.

Cada webhook fue diseñado bajo un modelo rest api con respuestas en formato json, lo que facilita su integración con Dialogflow CX. Además, se añadieron mecanismos de validación de parámetros para evitar el ingreso de datos incompletos o incorrectos.

- **Integración con canales: Web, WhatsApp, Telegram y Facebook Messenger**

Se habilitan los principales canales de comunicación para que los postulantes puedan interactuar con el chatbot desde diferentes plataformas:

- **Canal Web:** El chatbot es embebido en la página oficial de admisión de la UNS, permitiendo interacción directa sin necesidad de descargar aplicaciones externas.

- **WhatsApp:** Se configura una integración mediante proveedores compatibles con Dialogflow, habilitando una atención más cercana y accesible para los postulantes.
- **Telegram:** Se enlaza el agente a un bot de Telegram oficial de la UNS para ampliar el alcance a usuarios que prefieren esta plataforma.
- **Facebook Messenger:** Se integra el bot a la página institucional, aprovechando la gran cantidad de consultas que llegan por redes sociales.

- **Implementación de frontend (interfaz web embebida)**

Para el canal web, se desarrolla una interfaz de chat embebida que se integra en el portal de admisión. Características principales:

- Diseño responsive, compatible con dispositivos móviles y escritorio.
- Burbujas diferenciadas para mensajes del bot y del usuario.
- Animaciones de escritura para simular que el bot “piensa” antes de responder, mejorando la experiencia del usuario.
- Botón flotante de acceso rápido visible en todas las secciones del portal.

Esta interfaz es desarrollada en HTML, CSS y JavaScript, conectada a Dialogflow mediante el SDK oficial y configurada para mantener la sesión activa, aunque el usuario navegue entre páginas del portal.

- **Seguridad y autenticación**

Dado que el chatbot maneja información sensible de los postulantes, se implementan medidas de seguridad en varios niveles:

- **Autenticación de solicitudes** entre Dialogflow y los webhooks mediante tokens de API y validación de cabeceras HTTP.
- **Conexiones cifradas** usando HTTPS para todo el tráfico entre el chatbot, los webhooks y la base de datos.

- **Validación de datos** de entrada para prevenir ataques como inyección SQL o envío de parámetros maliciosos.
- **Control de acceso** a ciertas funciones (como registrar inscripción o consultar datos personales) mediante validación previa del pago y la identidad del usuario.

D. Sprint 4: Pruebas y Cierre

- Objetivo del Sprint:

Verificar el correcto funcionamiento del chatbot en todos sus flujos, canales y contextos de uso, identificar áreas de mejora mediante pruebas con usuarios reales, y optimizar su capacidad de comprensión para garantizar una experiencia de atención confiable y eficiente.

- Pruebas funcionales

Se realizan pruebas unitarias y de integración para validar cada componente del chatbot. Estas pruebas se ejecutaron en el simulador de Dialogflow CX y en los canales configurados (Web, WhatsApp, Telegram y Facebook Messenger).

- **Pruebas por intent:** Cada intención es verificada usando frases de prueba y variaciones comunes para asegurarse de que fueran reconocidas correctamente.
- **Pruebas por flujo:** Se comprueba la coherencia de los diálogos desde la solicitud inicial del usuario hasta la respuesta final del bot, incluyendo casos de éxito, datos inválidos y rutas de error.
- **Pruebas por canal:** En cada plataforma se evalúa la adaptación de mensajes, botones y confirmaciones, asegurando que no existieran problemas de visualización o pérdida de contexto entre mensajes.

- Pruebas con usuarios reales

Se lleva a cabo una sesión de validación en la que participaron 4 personas:

- **3 estudiantes internos**, que realizaran interacciones simuladas para evaluar casos límite y respuestas no previstas.
- **1 miembro del área de Admisión**, que verifica la coherencia de las respuestas y el cumplimiento de los pasos establecidos en el procedimiento oficial.

Estas pruebas permiten identificar patrones de uso, errores comunes al escribir y expectativas reales de los usuarios.

- **Recolección de feedback**

Se recoge retroalimentación de los participantes mediante encuestas breves y entrevistas cortas.

Principales observaciones:

- Algunos usuarios escriben consultas muy largas y poco estructuradas, lo que en ciertos casos generaba confusión en el bot.
- Los mensajes de error pueden ser más claros y orientativos.
- Se valora positivamente la rapidez en las respuestas y la disponibilidad 24/7.
- El personal de admisión destaca que el chatbot redujo la carga de consultas repetitivas, liberando tiempo para tareas más complejas.

- **Ajustes a flujos, mensajes y respuestas del chatbot**

Con base en el feedback recibido, se pueden realizar las siguientes mejoras:

- Se agregan frases alternativas para cada intent, ampliando la capacidad de reconocimiento de lenguaje natural.
- Se reformulan mensajes de error, incorporando sugerencias concretas para corregir la entrada del usuario.
- Se ajustan flujos para evitar que el usuario quedara “atrapado” en contextos no deseados, añadiendo salidas rápidas a menú principal.
- Se incorporan confirmaciones más claras antes de registrar información en la base de datos.

- **Optimización de NLP (entrenamiento adicional)**

El modelo de Dialogflow CX se reentrena con nuevas frases recopiladas de las pruebas reales, cubriendo variaciones lingüísticas y errores ortográficos comunes. Además:

- Se amplían las entidades para incluir sinónimos y abreviaturas frecuentes.
- Se fortalece el manejo de *fallback intents* para redirigir consultas fuera del alcance del chatbot sin perder la conversación.
- Se ajusta el umbral de coincidencia de intents para reducir respuestas incorrectas.

E. Sprint 5: Despliegue final y documentación

- Objetivo del Sprint:

Realizar la publicación oficial del chatbot en el entorno productivo de la Universidad Nacional del Santa, llevar a cabo las últimas pruebas de funcionamiento, elaborar la documentación técnica y de usuario, capacitar al personal que operará la herramienta y evaluar el cumplimiento de los objetivos definidos en el proyecto.

- Publicación del chatbot en entorno real

Finalizada la fase de pruebas y optimizaciones, se despliega el chatbot en los canales oficiales:

- Portal web institucional de la Dirección de Admisión.
- WhatsApp mediante un proveedor oficial compatible con Dialogflow.
- Telegram con un bot oficial vinculado a la universidad.
- Facebook Messenger en la página oficial de la UNS.

Para el despliegue se configuran credenciales de producción, rutas seguras de los webhooks en Google Cloud Run y conexión a la base de datos institucional en Cloud SQL. Se garantiza que la infraestructura pudiera escalar ante picos de demanda, especialmente en periodos de inscripción.

- Pruebas finales en ambiente productivo

Con el chatbot ya en funcionamiento real, se realizan pruebas de verificación:

- **Pruebas de carga:** Simulación de múltiples interacciones simultáneas para validar la estabilidad del sistema.
- **Pruebas de seguridad:** Validación de conexiones HTTPS, autenticación de tokens y manejo seguro de datos sensibles.
- **Pruebas funcionales en vivo:** Verificación de que los intents y flujos funcionaran correctamente en todos los canales.

Estas pruebas confirman que el rendimiento del chatbot en el entorno productivo es estable y que puede no existir caídas ni retrasos significativos en la respuesta.

- **Manual de usuario y documentación técnica**

Se elabora un manual de usuario orientado al personal de la Dirección de Admisión y a los usuarios finales, con instrucciones claras sobre el uso del chatbot, los tipos de consultas que puede responder y ejemplos de interacciones. Este manual incluyó capturas de pantalla de los flujos conversacionales y la ubicación de acceso en el portal institucional.

Asimismo, se genera la documentación técnica del sistema, describiendo la arquitectura de la solución, la configuración de Dialogflow CX, los endpoints y webhooks implementados, así como los procedimientos de despliegue en Google Cloud. Esta documentación quedó almacenada en un repositorio compartido para facilitar futuras actualizaciones y garantizar la continuidad operativa del proyecto.

- **Transferencia de conocimientos al personal de Dirección de Admisión**

Se realiza una capacitación práctica para el equipo de admisión, donde se cubre:

- Uso del chatbot para consultas internas y atención de postulantes.
- Procedimientos para registrar nuevos datos y mantener actualizada la información.
- Monitoreo de conversaciones y generación de reportes.

- Protocolo para escalar casos que el chatbot no pueda resolver.

Esta transferencia asegura que el equipo pueda gestionar el chatbot sin depender directamente del equipo de desarrollo.

- **Evaluación final de cumplimiento de objetivos del proyecto**

Se comparan los resultados obtenidos con los objetivos definidos en la fase de planificación:

- Atención automatizada de consultas frecuentes las 24 horas.
- Integración con la base de datos institucional para validación de pagos, registros y matriculaciones.
- Reducción significativa de la carga operativa del personal de admisión.
- Flujo conversacional guiado para mejorar la experiencia del postulante.

El análisis final evidencia que el proyecto cumple en su totalidad los objetivos establecidos, mejorando la eficiencia del proceso de admisión y optimizando la comunicación con los postulantes.

3.13.3. Reuniones de seguimiento (Daily Scrum)

Las reuniones se realizaron al inicio de cada jornada de trabajo del equipo de estudiantes y se registraron en actas breves que incluían, y que fueron almacenadas en un repositorio compartido de Google Drive, accesible para todos los integrantes y el Product Owner, permitiendo un seguimiento del proyecto:

A. Registros de reuniones diarias

Durante el desarrollo del proyecto, se llevaron a cabo reuniones diarias de seguimiento (Daily Scrum) con el equipo, siguiendo la metodología Scrum. Estas reuniones tenían como objetivo mantener la visibilidad del progreso, identificar impedimentos y asegurar que todos los miembros estuvieran alineados con las metas del Sprint en curso.

- Fecha y hora de la reunión.
- Sprint en curso.
- Participantes presentes.
- Resumen de avances y tareas pendientes.
- Problemas detectados y decisiones tomadas.

B. Avances por miembro del equipo

En cada Daily Scrum, cada integrante respondía a tres preguntas clave:

- ¿Qué hice ayer para ayudar al equipo a cumplir el objetivo del Sprint?
- ¿Qué haré hoy para ayudar al equipo a cumplir el objetivo del Sprint?
- ¿Veo algún impedimento que me impida avanzar?

Ejemplos de avances reportados:

- **Desarrollador Backend:**

Implementación del webhook de validación de pagos y pruebas unitarias.

- **Desarrollador Frontend:**

Integración del chatbot embebido en el portal web institucional.

- **Diseñador UX/UI:**

Ajuste del mapa conversacional y validación de interfaces en dispositivos móviles.

- **Especialista en Integraciones:**

Configuración de la conexión segura con la base de datos en Google Cloud SQL.

C. Obstáculos encontrados y soluciones propuestas

- **Retrasos en la obtención de credenciales para el entorno de producción**

Solución: Coordinación directa con el área de TI para agilizar la aprobación y entrega.

Durante las reuniones diarias, nuestro equipo identificó diversos retos, y en cada caso se registraron junto con la solución acordada, permitiendo mantener el avance del proyecto sin interrupciones:

- **Variaciones en la forma en que los usuarios formulaban las preguntas**

Solución: Ampliación del entrenamiento de intents en Dialogflow, agregando sinónimos y frases alternativas.

- **Errores intermitentes en la validación de pagos**

Solución: Ajuste en la lógica del webhook y mejora de la conexión con el servicio de consulta de pagos.

D. Cambios o ajustes en el Sprint Baclog

Con base en lo discutido en las reuniones diarias, el equipo acordó y registró modificaciones en el Sprint Backlog, priorizando las tareas según la evolución del proyecto:

- Reordenar tareas para priorizar la integración con WhatsApp antes que, con Facebook Messenger, debido a la alta demanda detectada en este canal.
- Agregar un flujo conversacional adicional para consultas de requisitos específicos por modalidad.
- Incorporar pruebas de carga en etapas intermedias, no solo al final, para anticipar problemas de rendimiento.

3.13.4. Revisión del Sprint (Sprint Review)

A. Demostración de las funcionalidades implementadas

Se presentó el flujo completo de inscripción en el chatbot, desde la detección de la intención inicial hasta la confirmación final.

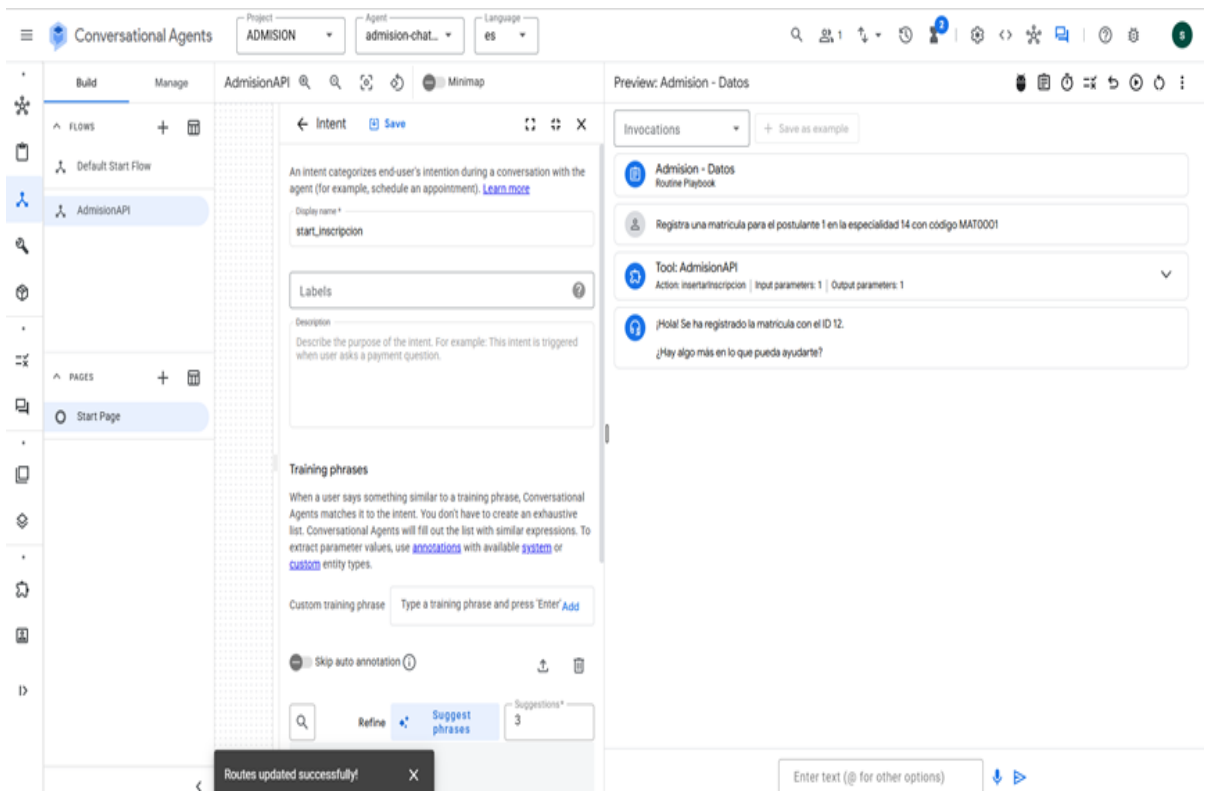
Paso 1 – Creación del Intent para inscripción

La creación de un intent llamado **start_inscripcion** en Dialogflow CX.

- Se define el nombre del intent, que servirá para reconocer cuando un usuario desee realizar una inscripción o matrícula.
- En el panel derecho (Preview), el agente responde a la instrucción de registrar una matrícula indicando el ID generado.
- En la parte inferior aparece la confirmación de que las rutas se han actualizado con éxito.

Figura 1:

Creación del Intent para inscripción



Paso 2 – Adición de frases de entrenamiento (Training Phrases)

Se agregan frases de ejemplo que los usuarios podrían decir para activar el intent **start_inscripcion**.

- Ejemplos: “necesito hacer inscripción”, “inscribirme en especialidad”, “registrar matrícula”, etc.
- Estas frases permiten al agente comprender variaciones en la solicitud del usuario.
- La lista de frases ayuda a mejorar el reconocimiento de intenciones mediante el aprendizaje automático.

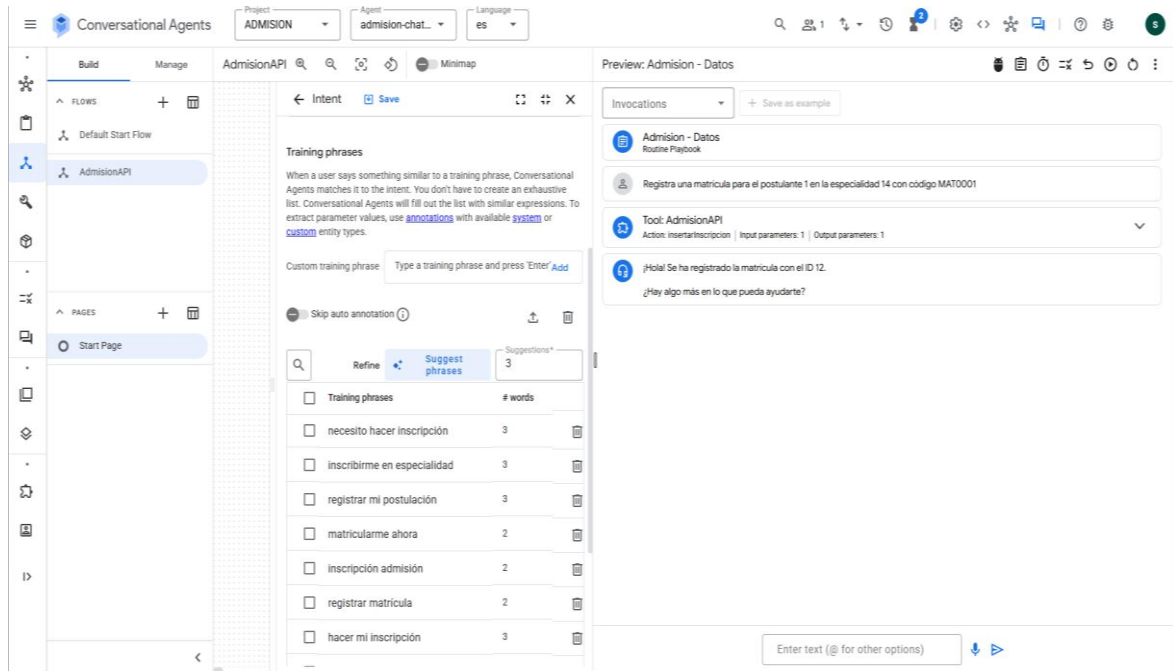
Training phrases (al menos 8–10):

- “quiero inscribirme”
- “hacer mi inscripción”
- “registrar matrícula”
- “inscripción admisión”

- “matricularme ahora”
- “registrar mi postulación”
- “inscribirme en especialidad”
- “necesito hacer inscripción”

Figura 2:

Adición de frases de entrenamiento



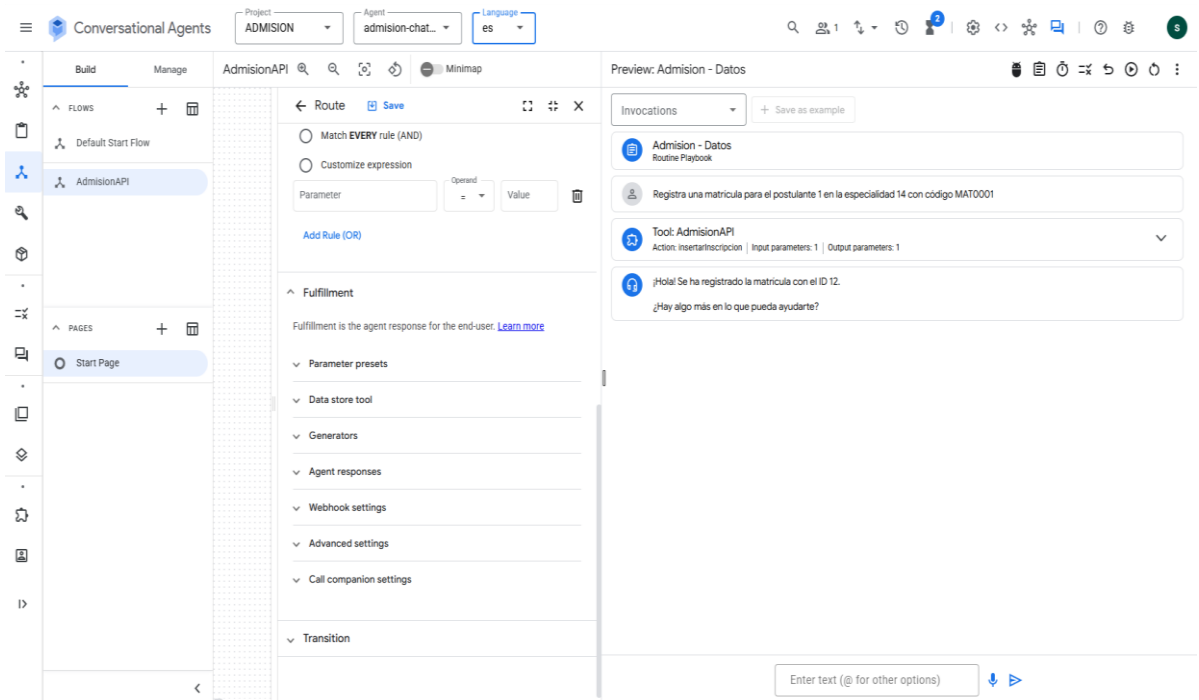
Paso 3 – Configuración de la Ruta y Fulfillment

Se muestra la sección **Route** asociada al intent.

- Se configuran las reglas para que la ruta se active cuando se cumplan las condiciones definidas.
- En el bloque **Fulfillment** se definen las acciones que realizará el bot, como usar herramientas (por ejemplo, el **Data store tool**, webhooks o respuestas del agente).
- En la vista previa (lado derecho), el bot confirma el registro de la matrícula e informa el ID generado, seguido de una pregunta para continuar la interacción.

Figura 3:

Configuración de la Ruta y Fulfillment



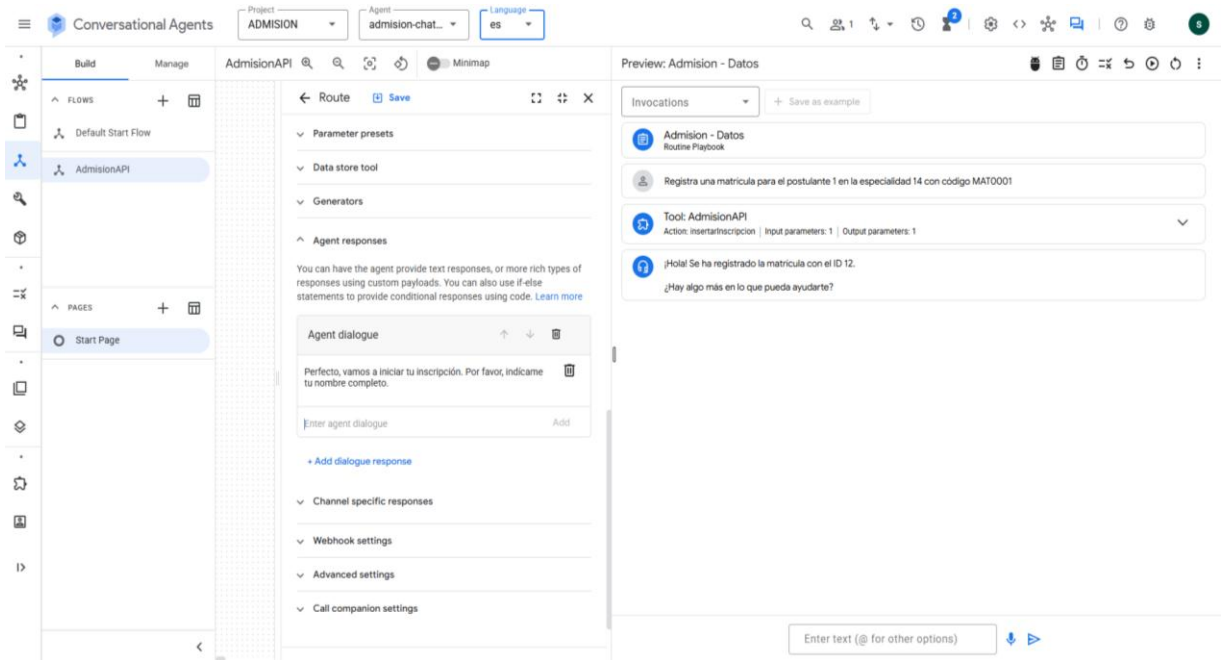
Paso 4 – Configuración del diálogo del agente

Se observa la sección **Agent responses** dentro de la configuración de la ruta.

- Aquí se define un mensaje que el agente enviará para solicitar datos adicionales al usuario.
- Ejemplo: *“Perfecto, vamos a iniciar tu inscripción. Por favor, indícame tu nombre completo.”*
- Esto se conoce como **Agent dialogue** y sirve para guiar la conversación solicitando información específica antes de continuar.
- **Agent dialogue** es la opción estándar para que el bot responda con texto (o varias frases) al usuario.

Las otras opciones son más avanzadas (condiciones, audio pregrabado, transferencia a agente, etc.) y no las necesitamos para este primer flujo de inscripción.

Figura 4:
Configuración del dialogo del agente



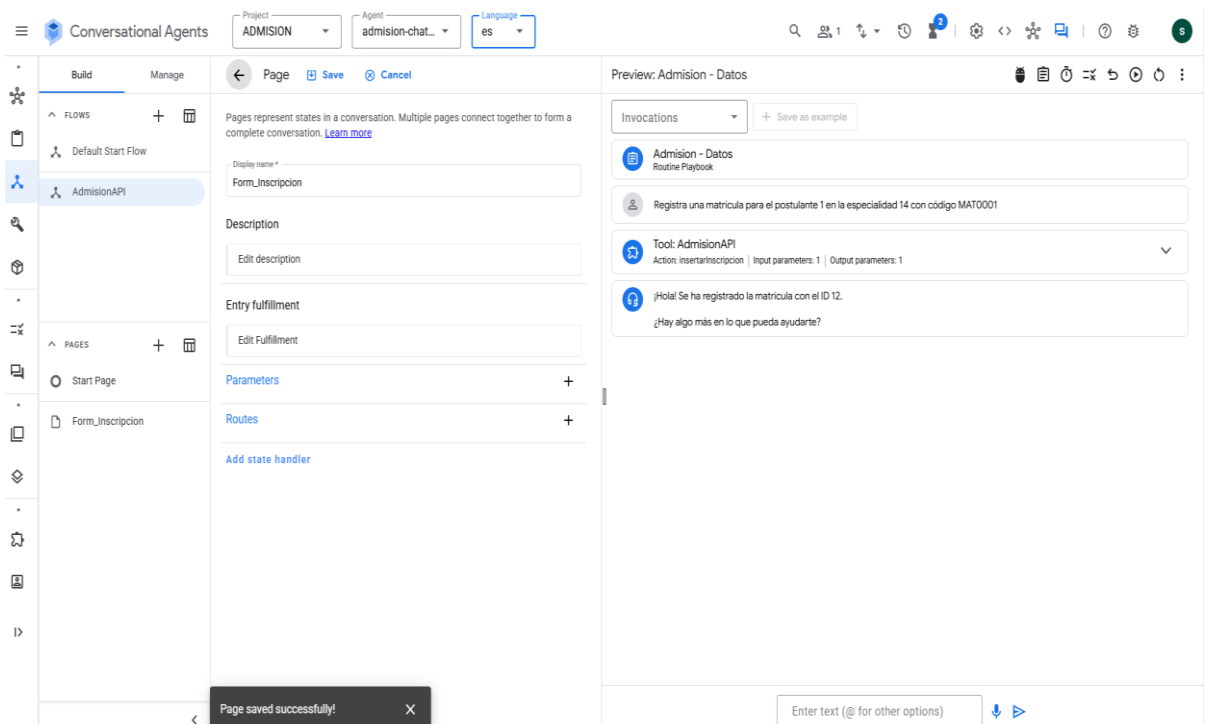
Paso 5 – Creación de una nueva página para el formulario de inscripción

Se crea una nueva página llamada **Form_Inscripcion**.

- Las páginas en Dialogflow CX representan estados de la conversación.
- En esta página se configurarán los parámetros necesarios para el registro de inscripción.
- También se pueden agregar rutas y un **Entry fulfillment** (mensaje inicial cuando se llega a esta página).

Figura 5:

Creación de una nueva página para el formulario de inscripción



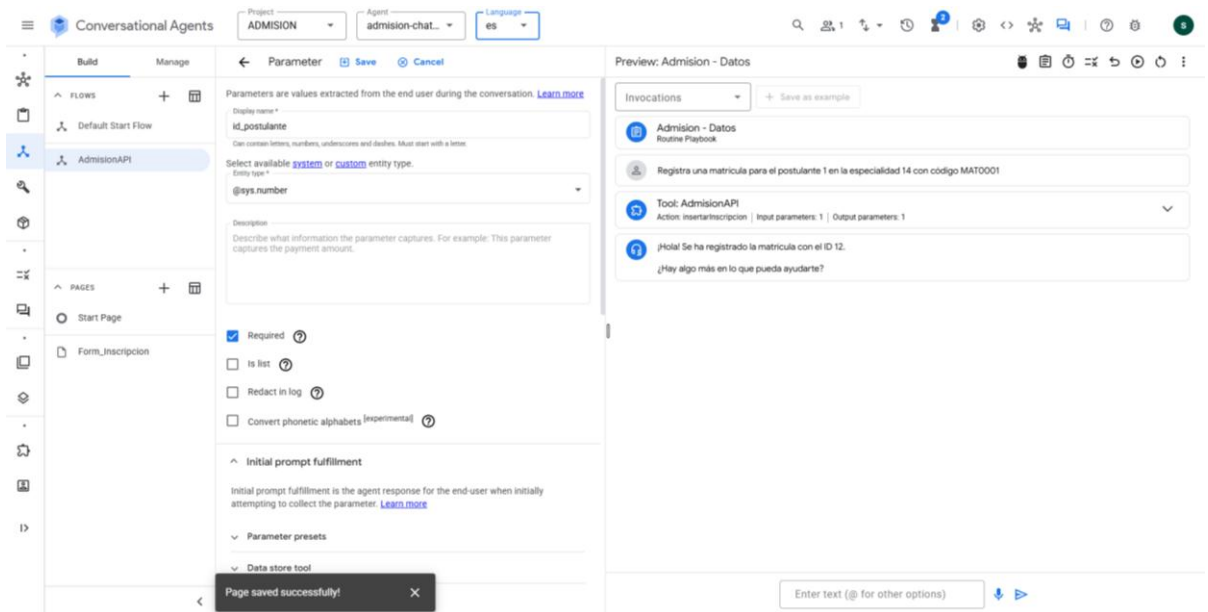
Paso 6 – Definición de un parámetro obligatorio

Se configura un parámetro llamado **id_postulante**.

- Este parámetro utiliza la entidad `@sys.number` para reconocer números.
- Se marca como **Required** (obligatorio) para que el bot no continúe sin este dato.
- En el **Initial prompt fulfillment** se define el mensaje inicial para pedir el parámetro si el usuario aún no lo ha proporcionado.

Figura 6:

Definición de un parámetro obligatorio



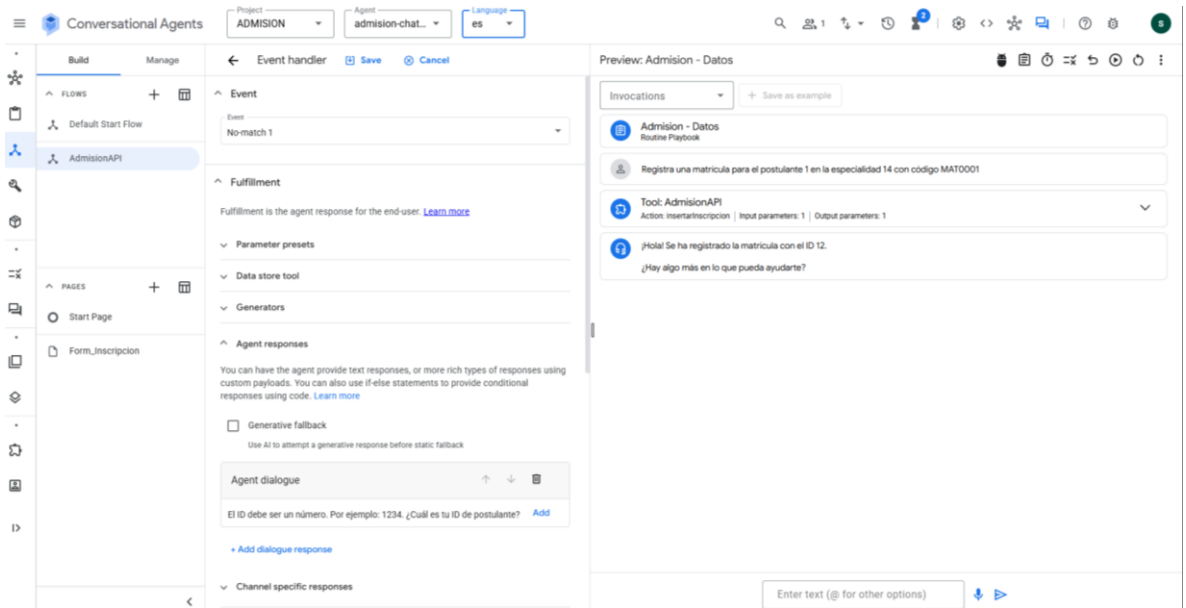
Paso 7 – Manejo de coincidencias no encontradas (No-Match Event)

Se configura un **Event handler** para el evento **No-Match-1**.

- Esto permite que el bot sepa cómo reaccionar cuando el usuario responde con algo que no coincide con las expectativas para ese parámetro.
- En **Agent dialogue** se incluye un mensaje como: *“El ID debe ser un número. Por ejemplo: 1234. ¿Cuál es tu ID de postulante?”*
- Esta función mejora la experiencia del usuario al guiarlo para que ingrese datos válidos.

Figura 7:

Manejo de coincidencias no encontradas



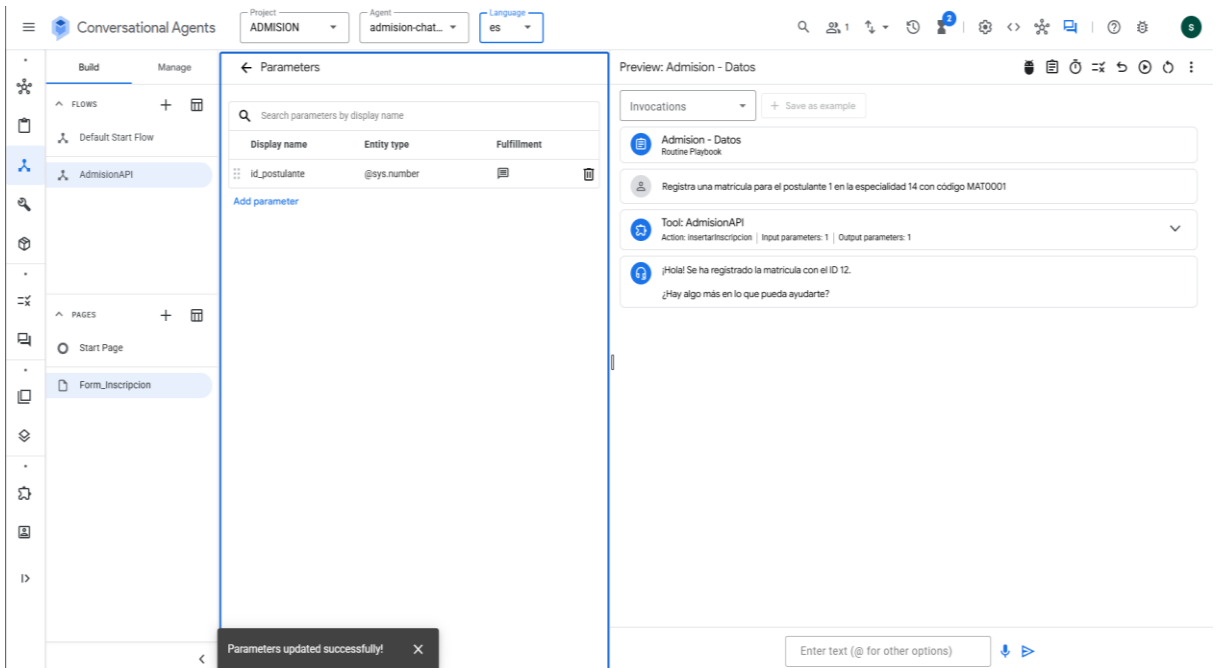
Paso 8 – Confirmación de parámetros configurados

Se visualiza la lista de parámetros configurados en la página **Form_Inscripcion**.

- Aparece el parámetro **id_postulante** con la entidad **@sys.number**.
- Esto confirma que el parámetro fue creado y está listo para ser utilizado en el flujo.

Figura 8:

Confirmación de parámetros configurados



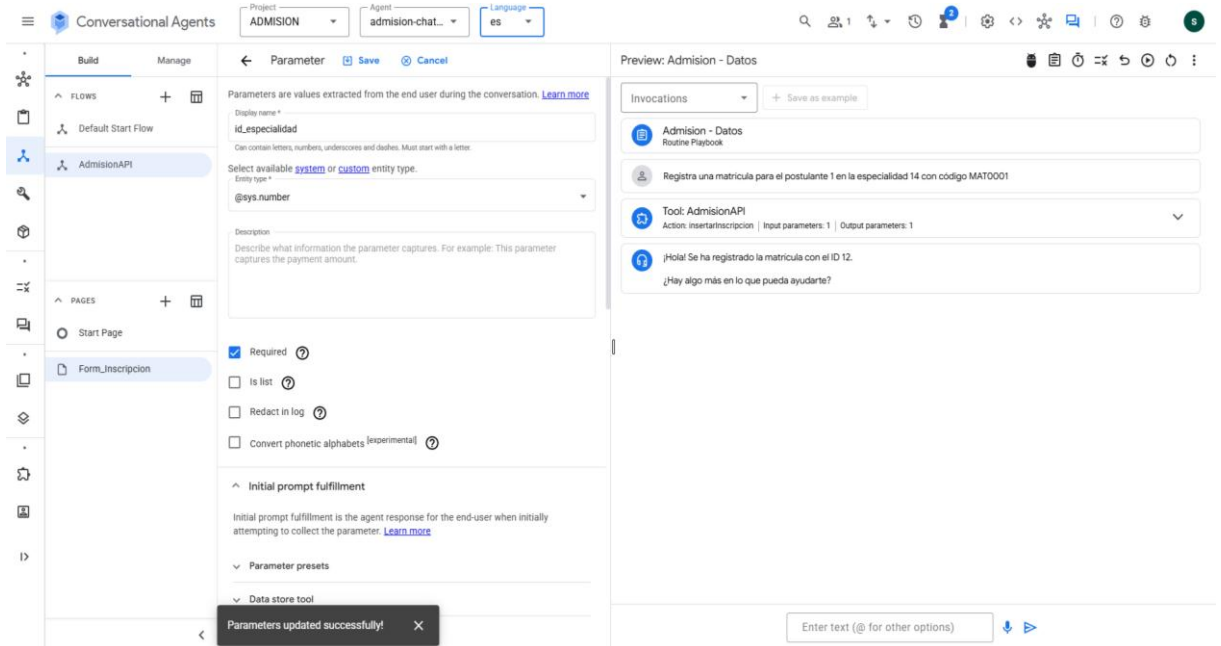
Paso 9 – Creación del parámetro “id_especialidad”

Se define un nuevo parámetro llamado **id_especialidad**.

- Tipo de entidad: @sys.number.
- Marcado como **Required** para que siempre se solicite este dato.
- En el **Initial prompt fulfillment** se define el mensaje para pedirlo: “¿Cuál es tu ID de especialidad?”.

Figura 9:

Creación del parámetro “id_especialidad”



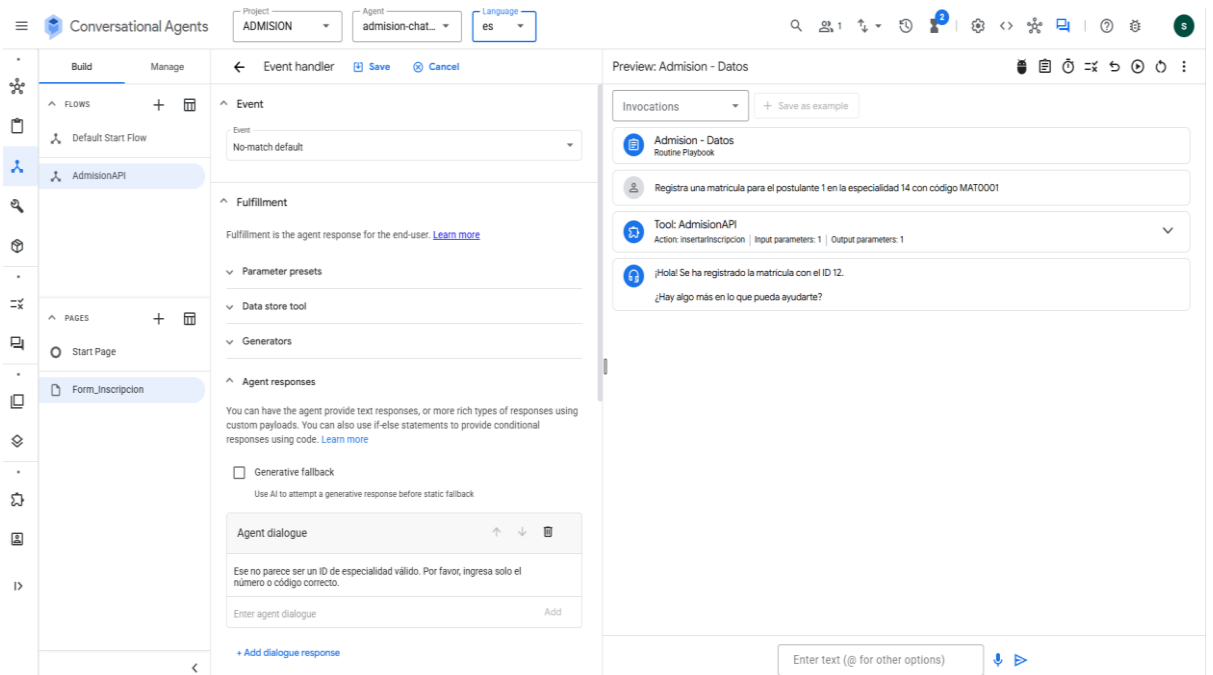
Paso 10 – Manejo de No-Match para id_especialidad

Se configura un **Event handler** para **No-Match default** en este parámetro.

- Mensaje de error: “Ese no parece ser un ID de especialidad válido. Por favor, ingrese solo el número o código correcto.”.
- Esto ayuda a guiar al usuario cuando introduce datos erróneos.

Figura 10:

Manejo de No-Match para id_especialidad



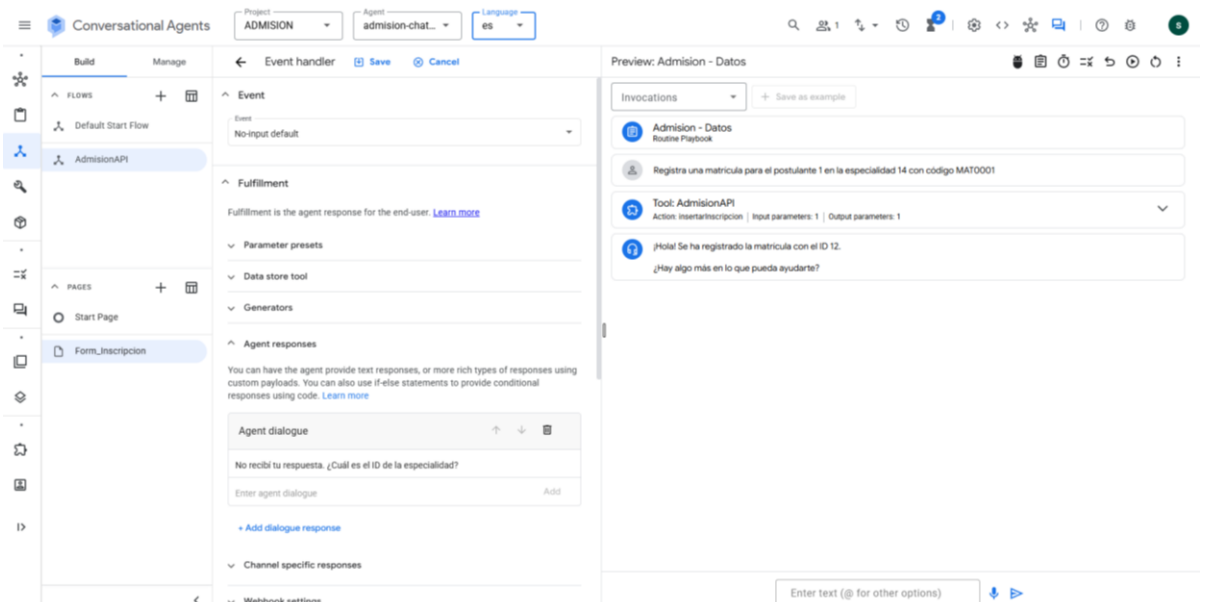
Paso 11 – Manejo de No-Input para id_especialidad

Se define el evento **No-Input default**.

- Mensaje: *“No recibí tu respuesta. ¿Cuál es el ID de la especialidad?”*.
- Se activa si el usuario no responde en el tiempo establecido.

Figura 11:

Manejo de No-Input para id_especialidad



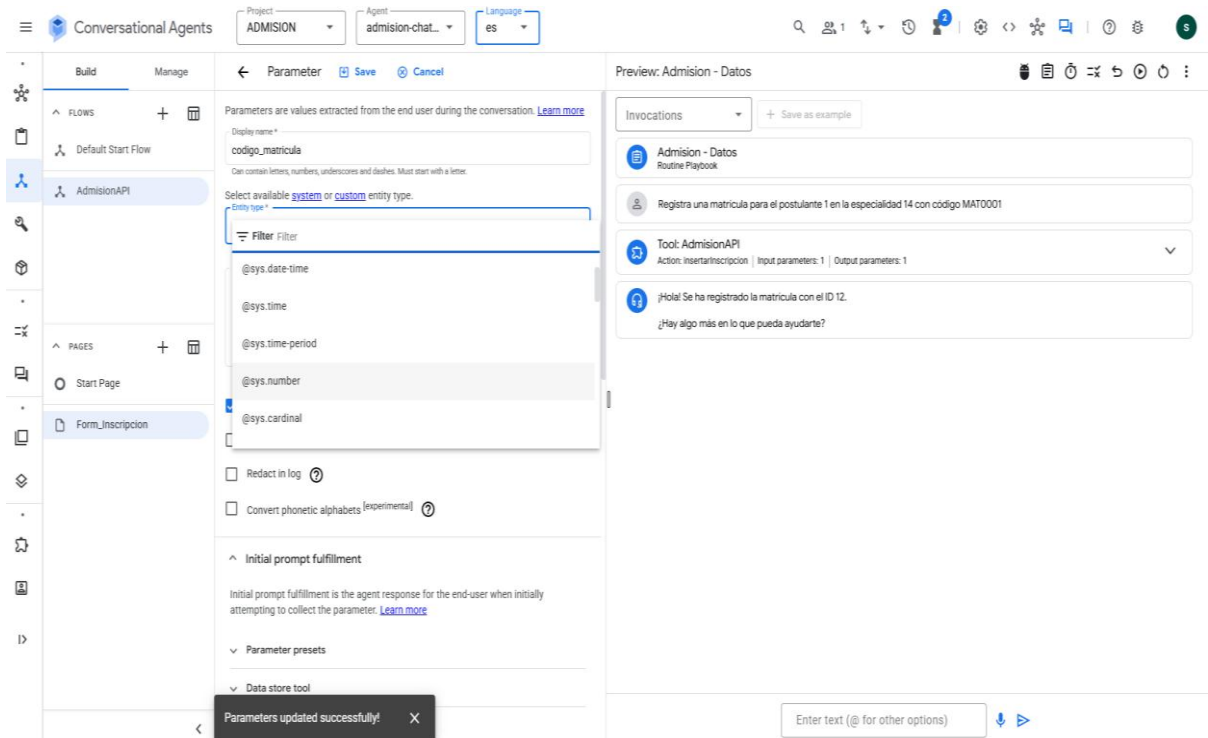
Paso 12 – Creación del parámetro “codigo_matricula”

Se muestra la configuración de un nuevo parámetro llamado **codigo_matricula**.

- Tipo de entidad: @sys.number.
- Mensaje inicial: “Por favor, indícame tu código de matrícula.”.
- También se marca como obligatorio.

Figura 12:

Creación del parámetro “codigo_matricula”



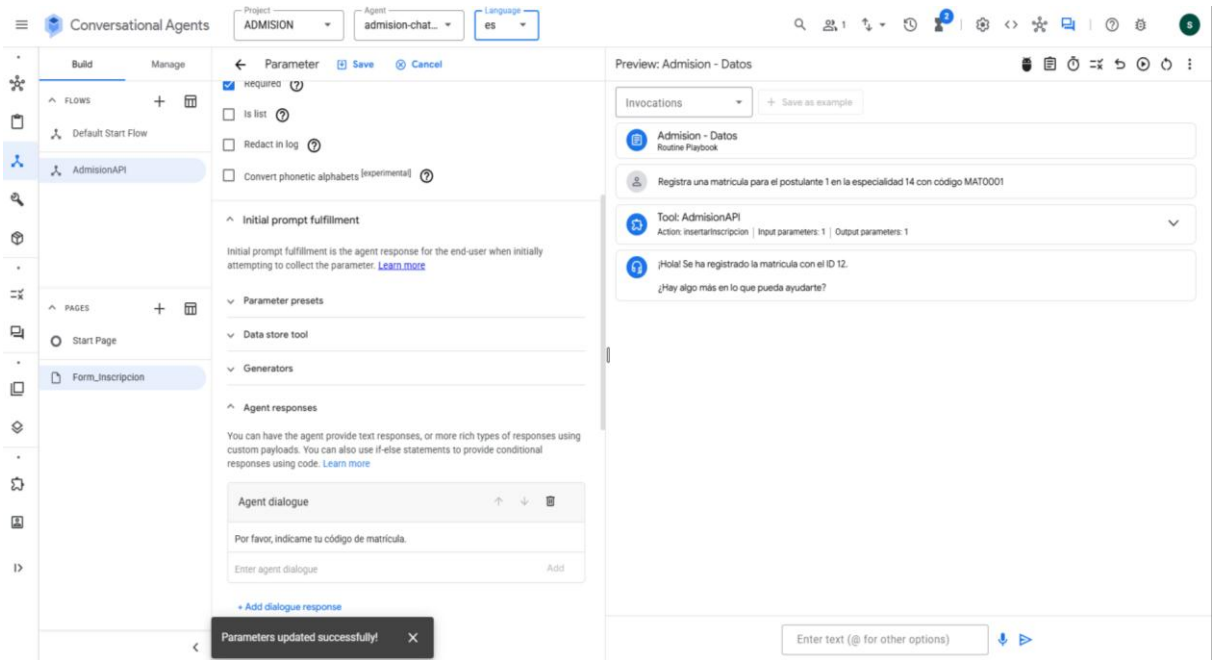
Paso 13 – Manejo de No-Match para codigo_matricula

Se configura el **No-Match default** para este parámetro.

- Mensaje: “El código de matrícula no parece válido. Asegúrate de ingresarlo en el formato correcto.”.

Figura 13:

Manejo de No-Match para codigo_matricula



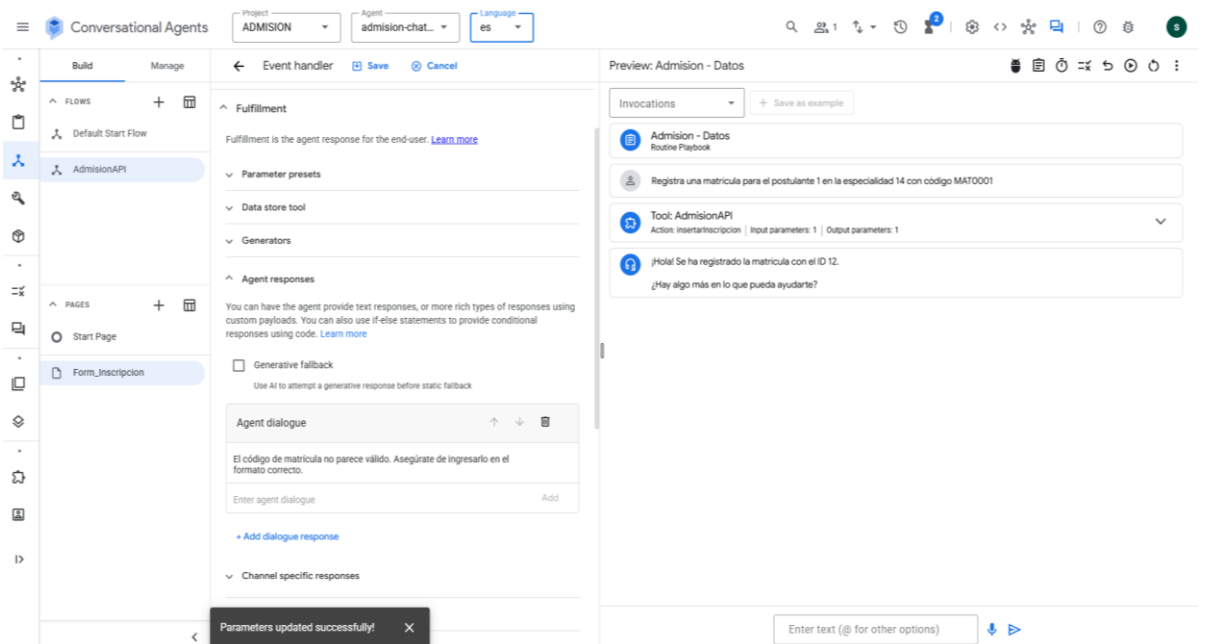
Paso 14 – Creación de grupo de rutas “InscripcionRG”

Se observa la creación del **Route Group** llamado **InscripcionRG**.

- Contiene la ruta con el intent **start_inscripcion**.
- Este grupo permite organizar y agrupar rutas relacionadas con el flujo de inscripción.

Figura 14:

Creación de grupo de rutas “InscripcionRG”



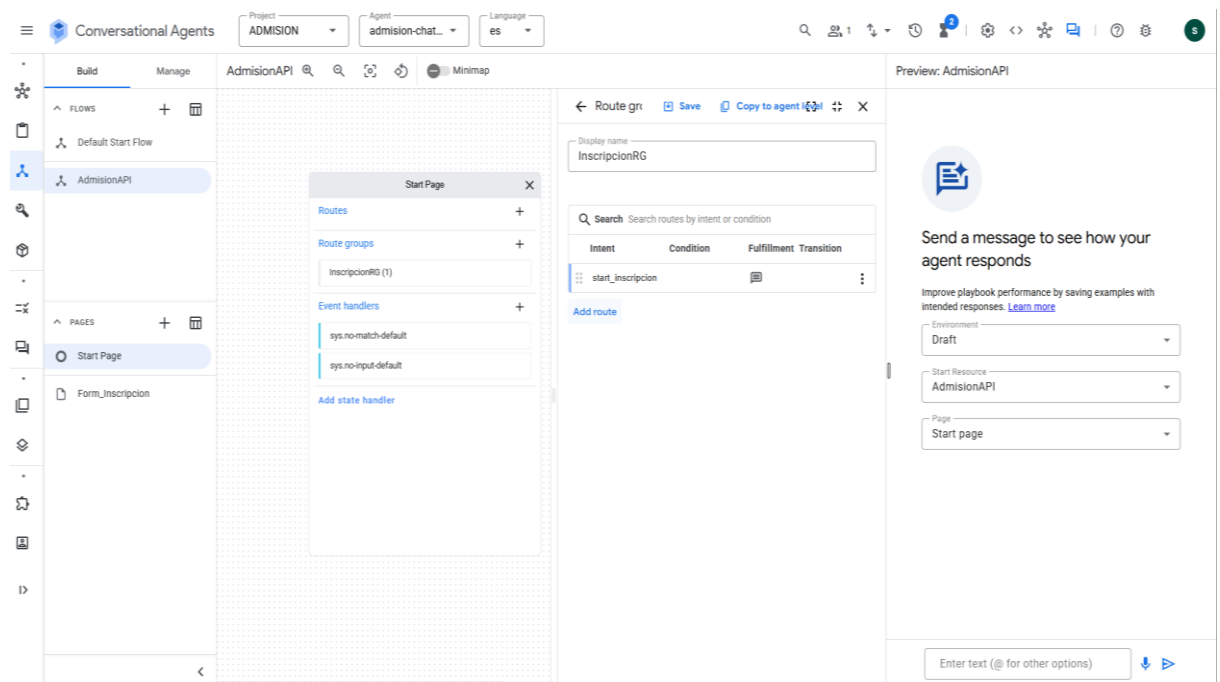
Paso 15 – Visualización del grupo de rutas creado

Se muestra el **Route Group** llamado **InscripcionRG** dentro de la página de inicio (**Start Page**).

- Contiene la ruta **start_inscripcion**.
- Desde aquí se pueden agregar nuevas rutas o manejadores de eventos (event handlers).
- Ruta B — Form para capturar datos

Figura 15:

Visualización del grupo de rutas creado



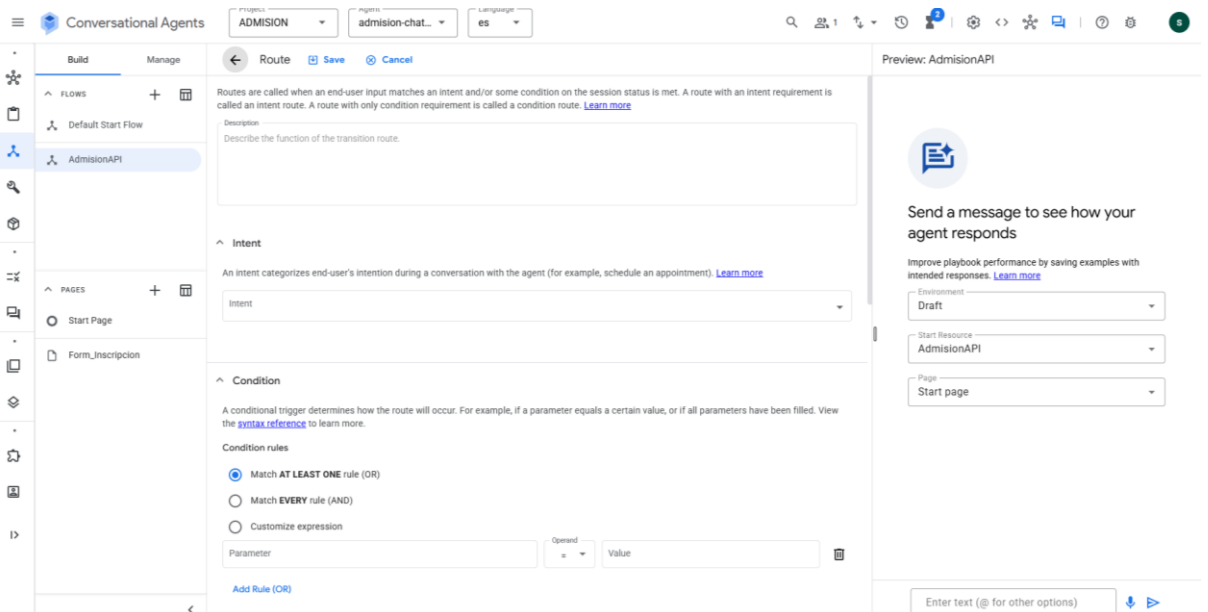
Paso 16 – Configuración de una nueva ruta

Se observa la configuración de una nueva ruta.

- Se establece el intent que activará esta ruta.
- En **Condition rules** se selecciona “Customize expression” para indicar que la ruta se ejecutará solo si todos los parámetros (id_postulante, id_especialidad, codigo_matricula) tienen valores.
- Se utiliza la condición personalizada con session.params para validar que los parámetros no estén vacíos.

Figura 16:

Configuración de una nueva ruta



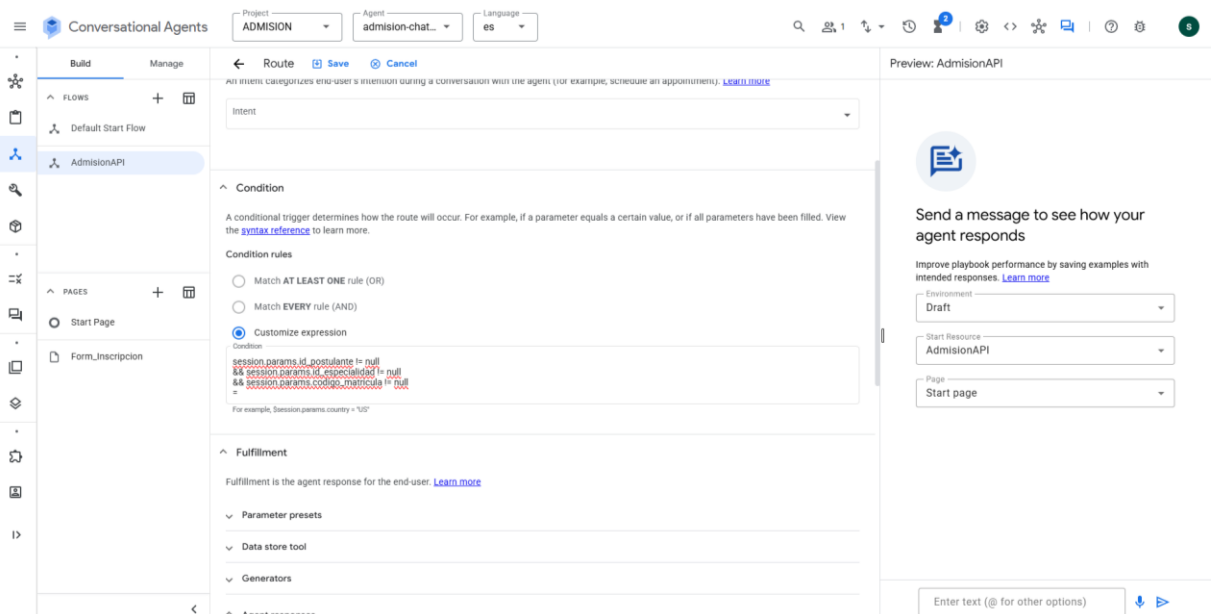
Paso 17 – Respuesta del agente al cumplirse la condición

Se configura el mensaje de confirmación:

- Texto: *“Perfecto. Estoy registrando tu inscripción...”*.
- Este mensaje se envía cuando todos los parámetros han sido completados.

Figura 17:

Respuesta del agente al cumplirse la condición



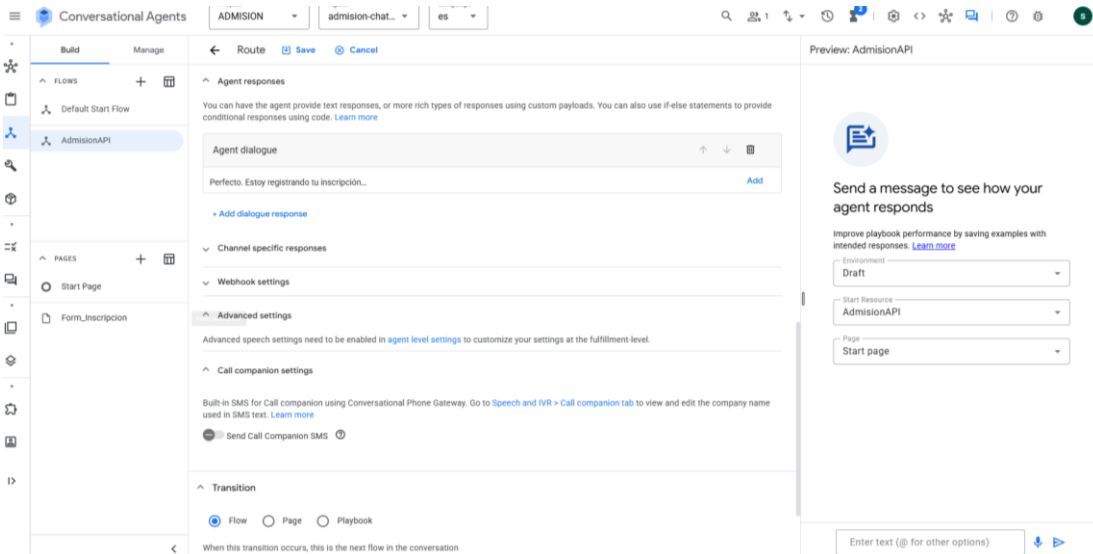
Paso 18 – Activación del webhook

Se muestra la opción **Enable webhook** dentro de la ruta.

- Aquí se selecciona o crea el webhook que procesará la información de inscripción.
- Aún no se ha creado ninguno, por lo que el sistema muestra la opción **Create new**.

Figura 18:

Activación del webhook



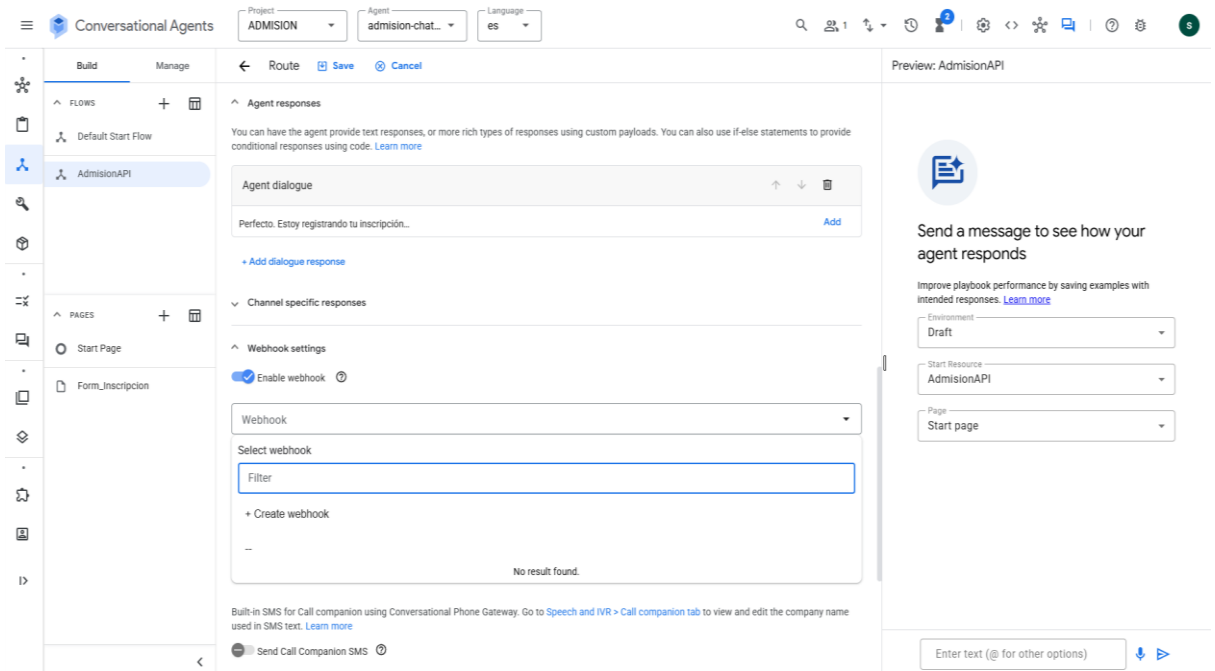
Paso 19 – Creación del webhook

Se muestra la pantalla para crear un webhook.

- Botón **Create new** para iniciar la configuración.

Figura 19:

Creación del webhook



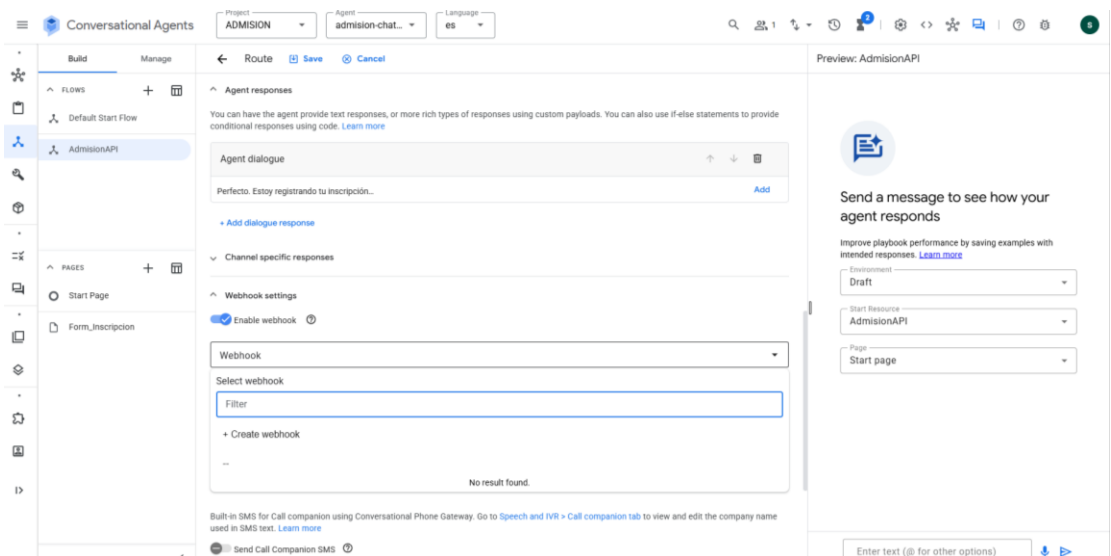
Paso 20 – Configuración del webhook “registrarinscripcion”

Se configuran los datos del webhook:

- **Display name:** registrarinscripcion.
- **Webhook timeout:** 5 segundos.
- **Type:** Generic web service.
- **Webhook URL:** URL pública donde se recibirá la petición.
- Se puede configurar autenticación mediante **Basic Auth**, **OAuth** u otros métodos disponibles.

Figura 20:

Configuración del webhook “registrarinscripcion”

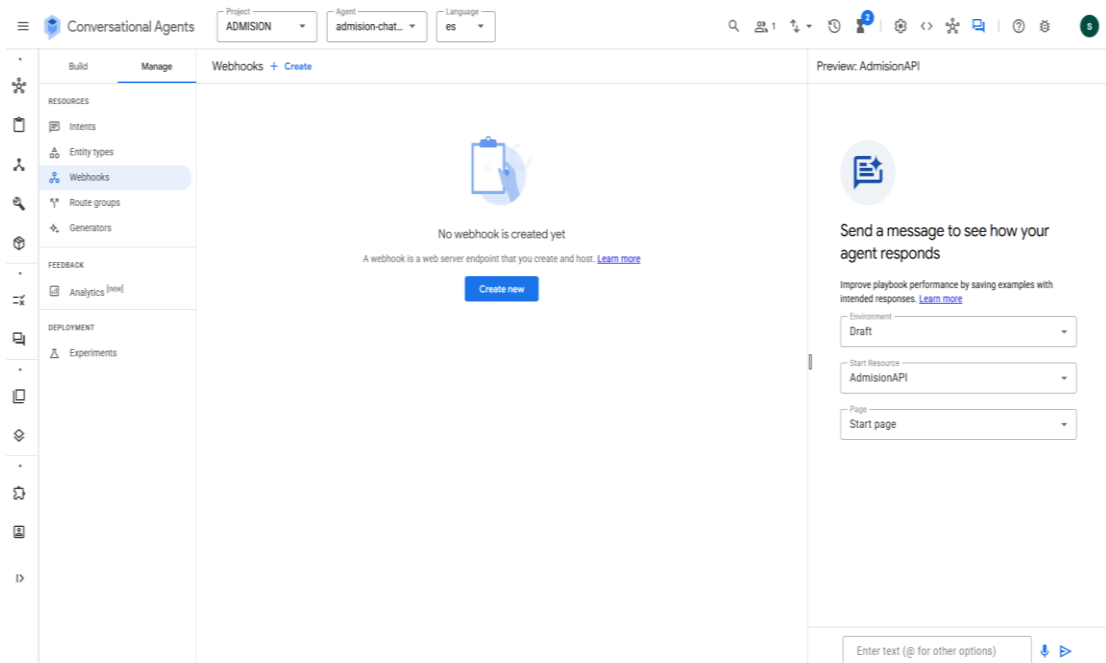


Paso 21 – Confirmación y guardado

Se observa el webhook con todos sus campos llenos y listo para ser utilizado por el agente.

Figura 21:

Confirmación y guardado



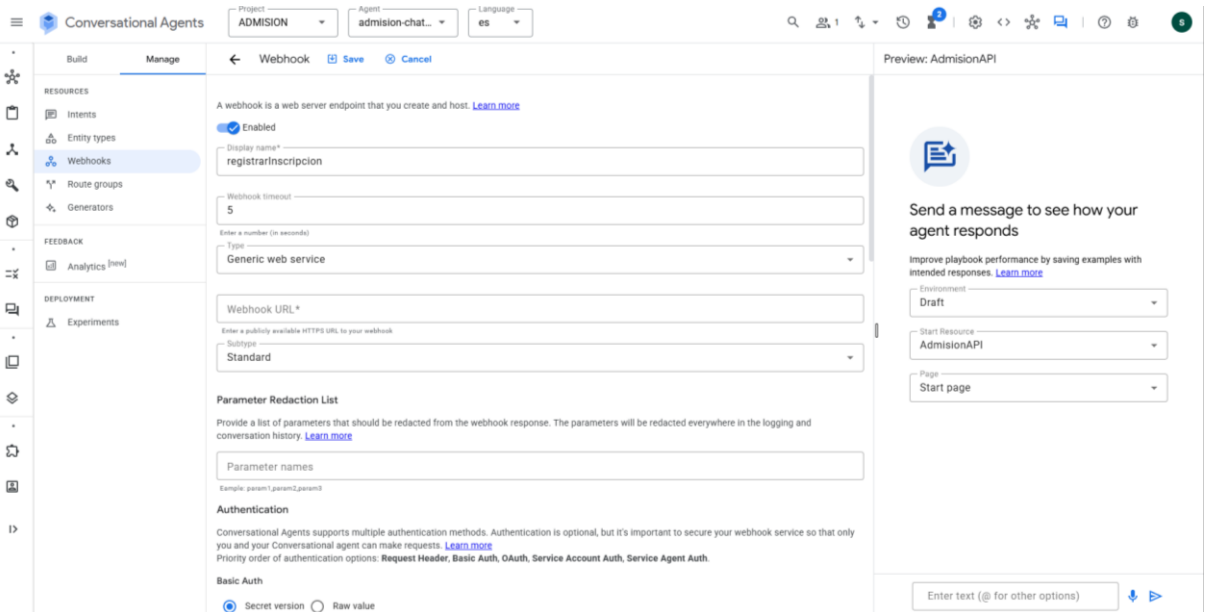
Paso 22 – Configuración inicial del Webhook

Se muestra la configuración del webhook **registrarinscripcion**.

- Se habilita la opción **Enabled**.
- Tiempo de espera: 5 segundos.
- Tipo: **Generic web service**.
- Campo **Webhook URL** aún sin definir.

Figura 22:

Configuración inicial del Webhook



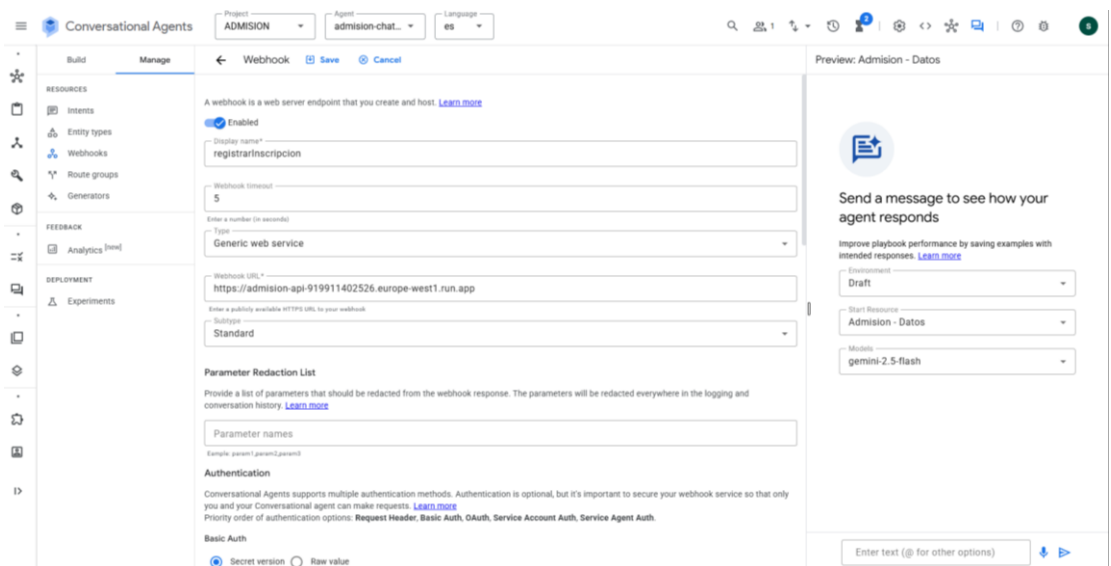
Paso 23 – Ingreso de la URL del Webhook

Se añade la URL pública del servicio que procesará la inscripción:

<https://admission-api-919911402526.europe-west1.run.app>

Figura 23:

Ingreso de la URL del Webhook

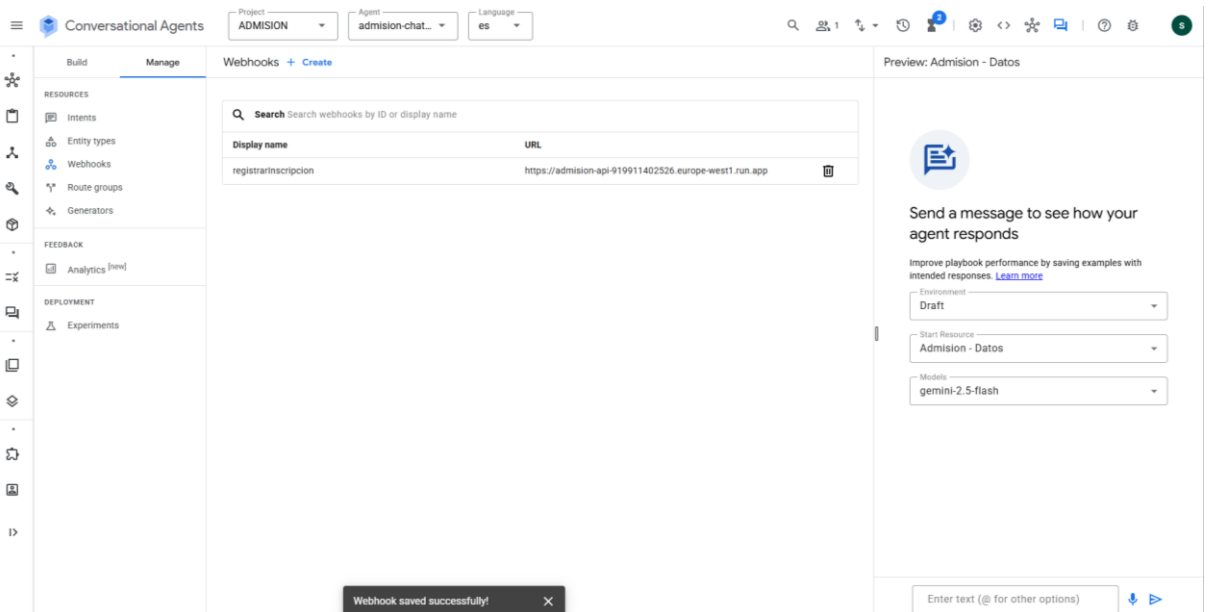


Paso 24 – Confirmación de creación del Webhook

Se confirma que el webhook fue guardado con éxito y aparece listado con su nombre y URL.

Figura 24:

Confirmación de creación del Webhook



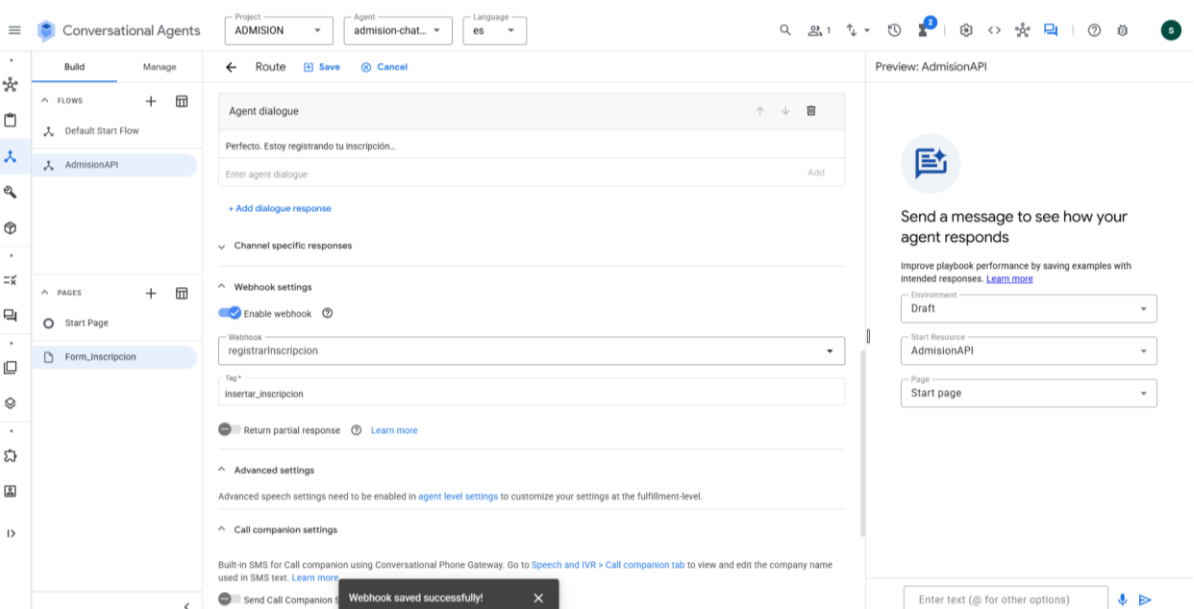
Paso 25 – Asociación del Webhook a la Ruta

Se habilita el uso del webhook **registrarincripcion** dentro de la ruta correspondiente.

- Se añade la etiqueta/tag **insert_incripcion** para identificar la acción que se ejecutará.

Figura 25:

Asociación del Webhook a la Ruta

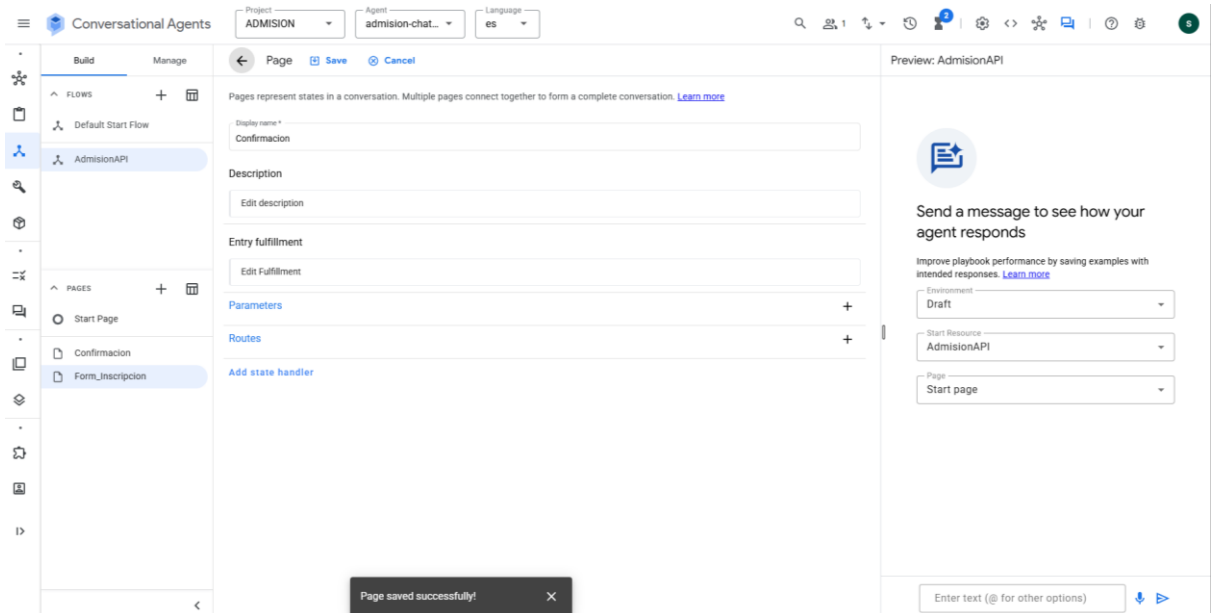


Paso 26 – Creación de la página de Confirmación

Se crea la página **Confirmacion** que servirá para dar el mensaje final al usuario tras completar el registro.

Figura 26:

Creación de la página de Confirmación

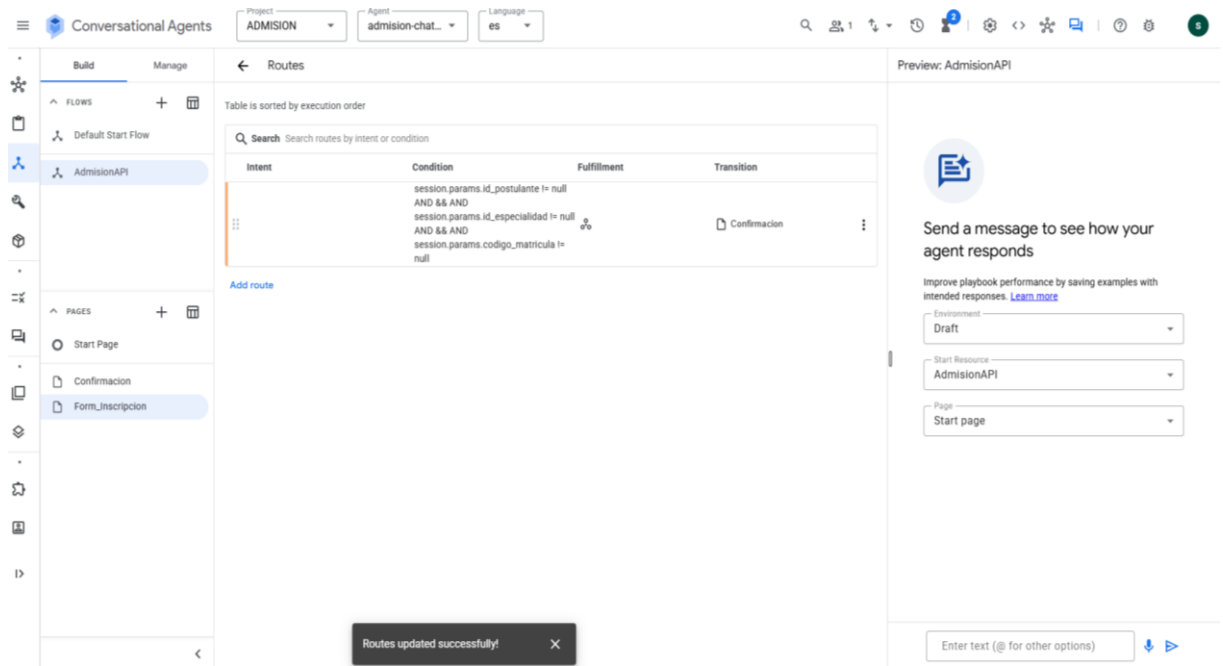


Paso 27 – Condición de transición a la página Confirmacion

Se configuran las condiciones para que el flujo pase a la página **Confirmacion** solo si los parámetros id_postulante, id_especialidad y codigo_matricula están completos.

Figura 27:

Condición de transición a la página Confirmacion

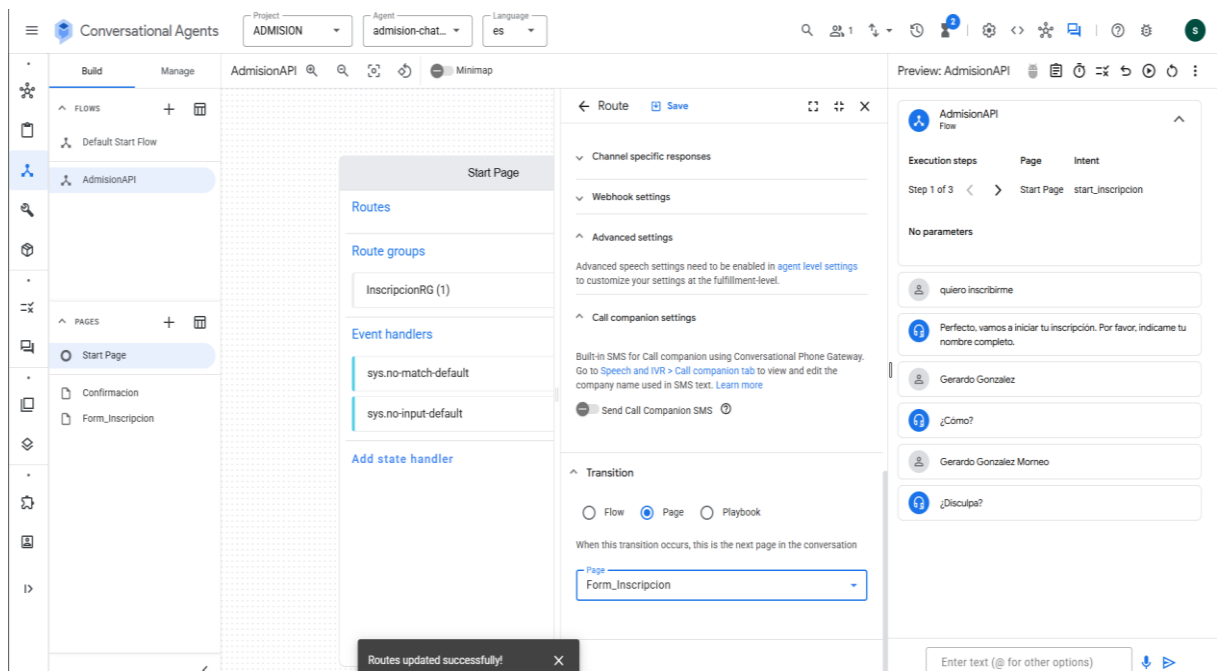


Paso 28 – Configuración de transición a Form_Inscripcion

Se configura que, desde la página inicial, al detectar el intent **start_inscripcion**, se redirija a la página **Form_Inscripcion**.

Figura 28:

Configuración de transición a Form_Inscripcion



Paso 29 – Parámetros en Form_Inscripcion

Se visualiza el diseño de la página **Form_Inscripcion** con sus tres parámetros:

- id_postulante (tipo @sys.number)
- id_especialidad (tipo @sys.number)
- codigo_matricula (tipo @sys.any)

Paso 30 – Ejecución de la prueba del flujo

Se observa la simulación en el panel derecho, donde el bot solicita y recibe la información del usuario paso a paso hasta completar la inscripción.

Figura 29:

Ejecución de la prueba del flujo

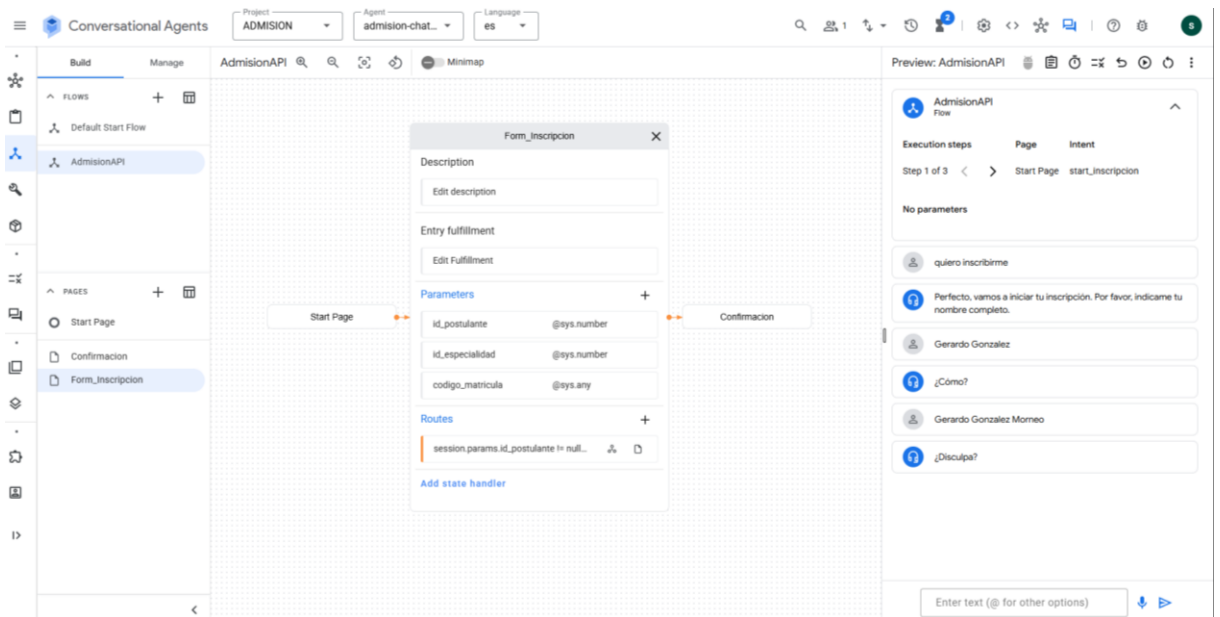
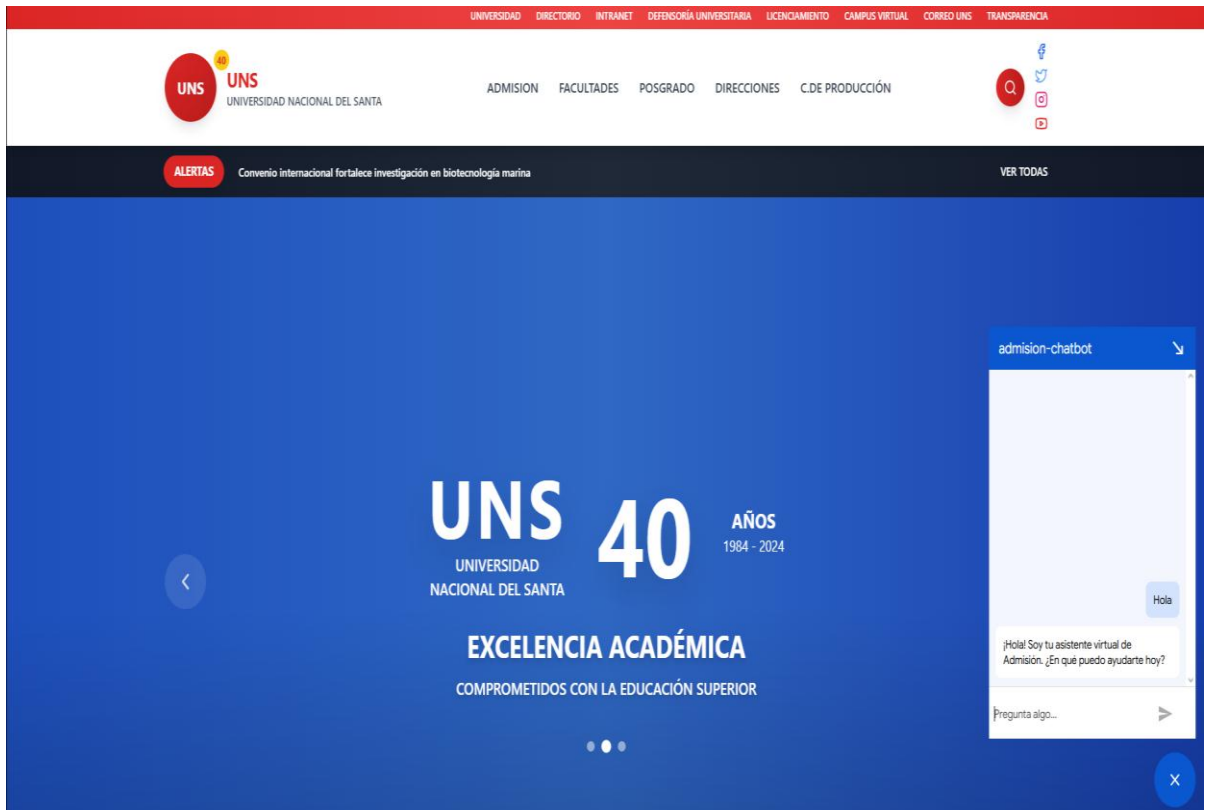


Figura 30:

Prueba del ChatBot en un FrontEnd



B. Revisión de objetivos cumplidos

Durante la revisión del sprint, se verificó el cumplimiento de los objetivos planteados en cada iteración del proyecto:

Tabla 4:

Revisión de objetivos cumplidos

Iteración	Objetivo principal	Estado
1era Iteración	Configuración inicial del entorno en Google Cloud Platform y habilitación de servicios. Creación del proyecto en Dialogflow CX y definición del flujo principal AdmisiónAPI. Implementación inicial de training phrases y rutas básicas.	CUMPLIDO

2da Iteración	Desarrollo de la ruta InscripcionRG con sus trainings phrases, parámetros y formularios para captura de datos (id_postulante, id_especialidad, codigo_matricula). Creación de páginas de interacción y confirmación.	CUMPLIDO
3ra Iteración	Implementación del webhook para la conexión con el backend y procesamiento de datos de inscripción. Pruebas internas de funcionamiento del flujo conversacional y ajuste de respuestas automáticas.	CUMPLIDO
4ta Iteración	Optimización de la experiencia conversacional, pruebas con usuarios para el proceso de admisión, corrección de errores y despliegue final del chatbot en el entorno productivo.	CUMPLIDO

C. Feedback de los stakeholders

Durante la revisión, se presentó el chatbot a representantes clave para recoger sus impresiones y sugerencias. Se realizaron sesiones de prueba en un entorno controlado con la participación de 3 estudiantes internos y 1 miembro del área de Admisión, quienes interactuaron con el bot y evaluaron la claridad de las respuestas, la facilidad de navegación y los tiempos de respuesta.

Tabla 5:

Feedback de los stakeholders

Stakeholder	Observaciones principales	Ajustes propuestos
Estudiantes internos	Algunas respuestas resultaban ambiguas en casos específicos.	Añadir sinónimos y frases alternativas en intents.
Área de Admisión	Solicitud de un flujo adicional para requisitos específicos por modalidad.	Crear flujo conversacional complementario.

D. Actualización del Product Backlog según retroalimentación

A partir de las observaciones recibidas durante la revisión del sprint, se realizaron ajustes y adiciones al Product Backlog con el fin de mejorar la funcionalidad y la experiencia de usuario del chatbot.

Tabla 6:

Actualización del Product Backlog según retroalimentación

Ajuste/Nueva tarea	Origen de cambio	Prioridad
Incorporar sinónimos y frases alternativas en intents.	Feedback de estudiantes internos.	Alta
Crear flujo adicional para requisitos específicos por modalidad.	Solicitud del área de Admisión.	Alta
Optimizar redacción y mensajes de confirmación en los flujos existentes.	Observación general de todos los participantes.	Alta
Revisar y optimizar tiempos de respuesta del webhook.	Evaluación técnica durante pruebas.	Media

3.13.5. Retrospectiva del Sprint (Sprint Retrospective)

Se realizó una reunión de retrospectiva para evaluar el trabajo desarrollado durante el sprint, identificar las fortalezas, reconocer los aspectos a mejorar y registrar aprendizajes que sirvan para futuros proyectos.

A. Análisis de lo que se hizo bien

El equipo mantuvo una comunicación constante y efectiva, lo que permitió coordinar tareas y resolver dudas rápidamente. La mayoría de las entregas se cumplieron dentro del plazo y la integración del chatbot con el backend se realizó sin contratiempos técnicos relevantes.

B. Identificación de problemas o demoras

Se presentaron retrasos en la obtención de credenciales para el entorno de prueba, lo que afectó el inicio de las pruebas integrales. Además, se tuvieron que ajustar intents a último momento debido a variaciones en las consultas de los usuarios.

C. Propuestas de mejora para el siguiente sprint

Tabla 7:

Propuestas de mejora para el siguiente sprint

Mejora propuesta	Beneficio esperado
Definir fechas límite internas previas a las oficiales.	Reducir riesgos de retraso en la entrega final.
Iniciar el entrenamiento de intents con un set más amplio.	Evitar ajustes de última hora y cubrir más casos de usuario.
Documentar criterios de aceptación de forma más detallada.	Facilitar la validación y pruebas.

D. Registro de lecciones aprendidas

La planificación detallada desde el inicio minimiza cambios imprevistos y la retroalimentación temprana de los usuarios permite detectar y corregir errores antes de la entrega final. Asimismo, se evidenció que mantener una comunicación fluida y documentada entre los integrantes del equipo agiliza la resolución de problemas técnicos. Contar con un backlog priorizado por impacto facilitó la toma de decisiones cuando fue necesario reordenar tareas. Además, realizar pruebas parciales en cada etapa permitió anticipar incidentes y reducir el retrabajo en fases avanzadas.

3.14. Consideraciones Éticas

Toda investigación científica debe regirse por principios éticos fundamentales que garanticen el respeto a la dignidad humana, la integridad de los participantes y la transparencia del proceso investigativo.

En el marco de la presente tesis, se contemplaron las siguientes consideraciones éticas:

1) Respeto por los participantes

Los postulantes y el personal administrativo que participaron en esta investigación lo hicieron de manera voluntaria, tras haber sido informados sobre los objetivos, procedimientos y fines académicos del estudio.

Previamente se les presentó un consentimiento informado, mediante el cual se explicó:

- La naturaleza del estudio y su finalidad académica.
- Que su participación no implicaba riesgos físicos ni psicológicos.
- Que los datos recolectados serían utilizados únicamente con fines de investigación y mejora institucional.
- Que podían retirarse del estudio en cualquier momento sin consecuencias.

De esta manera, se cumplió con el principio de autonomía y se garantizó la participación libre y consciente de todos los involucrados (Resnik, 2018).

2) Confidencialidad y anonimato de la información

La información obtenida de las encuestas, registros del sistema y entrevistas fue tratada de manera confidencial y anónima.

Ningún participante fue identificado por su nombre o documento personal; en su lugar, se emplearon códigos alfanuméricos para el manejo de los datos.

Los archivos digitales (bases de datos, formularios y registros del chatbot) fueron almacenados en carpetas protegidas bajo contraseña, accesibles únicamente al investigador principal y al asesor del proyecto.

Asimismo, en los informes y resultados publicados, no se incluyó información que permitiera identificar a los participantes individuales o al personal de la institución.

Estos procedimientos garantizan el cumplimiento del principio de confidencialidad establecido por el Código de Ética del Investigador Científico del CONCYTEC (2021).

3) Integridad y honestidad científica

El desarrollo de la investigación se basó en los principios de honestidad, objetividad, responsabilidad y respeto por los derechos de autor.

Se evitaron prácticas contrarias a la ética científica, tales como la manipulación de datos, el plagio o la falsificación de resultados.

Todas las fuentes bibliográficas, teorías y antecedentes utilizados fueron citados correctamente siguiendo el formato de la Norma APA Séptima Edición (2020).

El investigador asume la responsabilidad plena sobre la autenticidad del trabajo desarrollado y se compromete a divulgar los resultados de manera veraz, sin distorsionar la información ni ocultar hallazgos relevantes.

4) Principio de beneficencia y no maleficencia

La presente investigación no ocasionó ningún tipo de daño físico, psicológico ni económico a los participantes.

Por el contrario, el estudio contribuye de forma positiva al desarrollo institucional al mejorar el proceso de atención a los postulantes mediante el uso de tecnología conversacional.

El beneficio principal radica en la optimización del servicio de admisión universitaria, promoviendo la transparencia y el acceso oportuno a la información.

Por tanto, se cumplió con los principios de beneficencia (generar beneficios) y no maleficencia (evitar perjuicios) definidos por la Declaración de Helsinki (World Medical Association, 2013).

5) Respeto a la propiedad intelectual y normativa institucional

El desarrollo del sistema conversacional y la documentación técnica respetaron los derechos de autor de las herramientas tecnológicas utilizadas, tales como Google Dialogflow, Firebase y Python, cuyas licencias fueron aplicadas bajo sus respectivos términos de uso.

Asimismo, se respetaron las normas internas de ética en investigación establecidas por la Universidad Nacional del Santa, y se gestionaron los permisos correspondientes ante la Dirección de Admisión, asegurando la transparencia y legitimidad del proceso investigativo.

6) Protección de datos personales

En cumplimiento de la Ley N.º 29733 – Ley de Protección de Datos Personales del Perú, se garantizó que los datos recolectados se utilicen exclusivamente para los fines de esta investigación y no sean transferidos a terceros.

Los resultados se presentan de forma agregada, sin revelar información individual identificable.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. RESULTADOS

4.1.1. Tiempo de Respuesta Promedio (Segundos) - TRP

A. Hipótesis del Indicador TRP

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente el tiempo de respuesta promedio en la asistencia de los postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en el tiempo de respuesta promedio entre el sistema tradicional (sin chatbot) y la interfaz conversacional basada en Dialogflow.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en el tiempo de respuesta promedio entre el sistema tradicional y la interfaz conversacional basada en Dialogflow.

B. Datos Estadísticos del Indicador Tiempo de respuesta promedio

Muestra de Tiempo de respuesta promedio de consultas de 50 participantes. Ver Anexo 01.

C. Estadística Descriptiva del Indicador Tiempo promedio de respuesta

Figura 31:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador TPR

Resumen de procesamiento de casos

	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Pre	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Post	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%

Figura 32:

Estadística Descriptivas del Indicador TPR

			Estadístico	Desv. Error
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Pre	Media		115,4880	2,64140
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	110,1799	
		Límite superior	120,7961	
	Media recortada al 5%		115,2378	
	Mediana		115,3000	
	Varianza		348,851	
	Desv. Desviación		18,67755	
	Mínimo		80,80	
	Máximo		157,00	
	Rango		76,20	
	Rango intercuartil		25,78	
	Asimetría		,139	,337
	Curtosis		-,373	,662
	Tiempo_Respuesta_Pro medio_Post	Media		26,6400
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	25,2410	
		Límite superior	28,0390	
Media recortada al 5%			26,5611	
Mediana			26,1500	
Varianza			24,233	
Desv. Desviación			4,92271	
Mínimo			16,80	
Máximo			37,20	
Rango			20,40	
Rango intercuartil			8,10	
Asimetría			,046	,337
Curtosis			-,710	,662

D. Prueba de Normalidad

Figura 33:

Normalidad de los datos del Indicador TRP

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Pre	,064	50	,200 [*]	,983	50	,670
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Post	,095	50	,200 [*]	,977	50	,428

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador TRP

Figura 34:

Prueba T de Student del Indicador TRP

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas							
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
Par 1	Tiempo_Respuesta_Pro medio_Pre - Tiempo_Respuesta_Pro medio_Post	88,84800	14,30416	2,02291	84,78280	92,91320	43,921	49	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 35:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador TRP

		Correlaciones	
		Tiempo_Res puesta_Prom edio_Pre	Tiempo_Res puesta_Prom edio_Post
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Pre	Correlación de Pearson	1	,916 ^{**}
	Sig. (bilateral)		,000
	N	50	50
Tiempo_Respuesta_Pro medio_Post	Correlación de Pearson	,916 ^{**}	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	50	50

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

G. Margen de mejora del Indicador TRP

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(T_{pre} - T_{post})}{T_{pre}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(115.49 - 26.64)}{115.49} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 76.94$$

H. Resumen Estadístico del indicador TRP

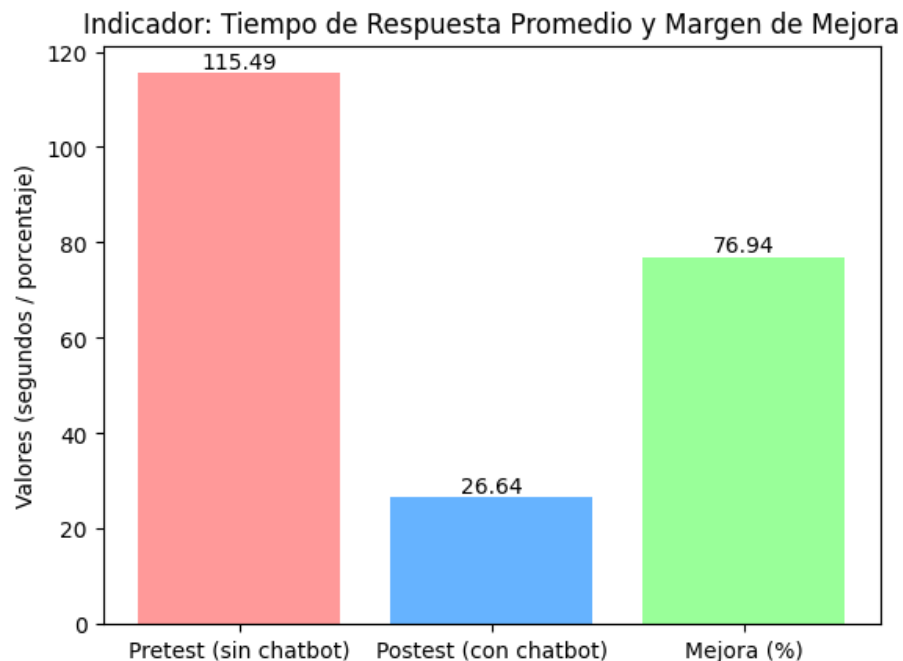
Tabla 8:

Resumen estadístico del indicador TRP

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Postest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	115.49 s	26.64 s	76.94 %
Mediana	115.30 s	26.15 s	—
Desviación estándar (σ)	18.68	4.92	—
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student, pareada)	$t(49) = 43.92, p < 0.001$		
Conclusión	Reducción significativa del tiempo de respuesta		

Figura 36:

Resumen estadístico del indicador TRP



I. Interpretación del Indicador TRP

El indicador Tiempo de Respuesta Promedio (TRP) evalúa la eficiencia funcional del sistema de atención a los postulantes, midiendo el lapso promedio que transcurre entre la consulta del usuario y la respuesta emitida por el sistema. Este parámetro permite comparar el desempeño del servicio antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow, determinando su impacto sobre la rapidez y eficacia del proceso de atención.

De acuerdo con los resultados presentados, se utilizó una muestra de 50 consultas para medir los tiempos promedio de respuesta en las condiciones pretest (sin chatbot) y posttest (con chatbot). Los datos obtenidos fueron procesados estadísticamente, verificándose que siguen una distribución normal, lo que permitió aplicar pruebas paramétricas. La prueba t de Student evidenció una diferencia significativa entre los tiempos registrados antes y después de la implementación, con un nivel de significancia $p < 0.05$, motivo por el cual se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). Esto confirma que la aplicación del chatbot genera una mejora significativa en el tiempo de respuesta promedio.

El análisis descriptivo muestra que el margen de mejora del indicador TRP fue de 76.94 %, lo que demuestra una reducción sustancial del tiempo de atención luego de incorporar la interfaz conversacional. Este resultado es coherente con la hipótesis general planteada, según la cual la implementación del sistema automatizado permite optimizar el proceso de asistencia, reduciendo los tiempos de espera y aumentando la eficiencia operativa.

Asimismo, la correlación de Pearson aplicada a los datos del TRP permitió evaluar la confiabilidad del indicador, evidenciando una alta correlación inversa entre el tiempo de respuesta y el nivel de eficiencia (0.96): a menor tiempo de respuesta, mayor eficiencia del sistema. Esta relación refuerza la validez de los resultados obtenidos y respalda la eficacia de la solución tecnológica implementada.

4.1.2. Tasa de Abandono (Porcentaje) - TA

A. Hipótesis del Indicador TA

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow reduce significativamente la tasa de abandono de los usuarios durante la interacción, mejorando la usabilidad del sistema en la asistencia de postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en la tasa de abandono entre el sistema tradicional (sin chatbot) y la interfaz conversacional basada en Dialogflow; es decir, la tasa de abandono permanece igual o aumenta tras la implementación.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en la tasa de abandono entre el sistema tradicional y la interfaz conversacional basada en Dialogflow; específicamente, la tasa de abandono disminuye significativamente tras la implementación del chatbot.

B. Datos Estadísticos del Indicador Tasa de Abandono

Muestra de Tasa de abandono de consultas de 50 participantes. Ver Anexo 02.

C. Estadística Descriptiva del Indicador Tasa de Abandono

Figura 37:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador TA

	Resumen de procesamiento de casos					
	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Tasa_Abandono_Pre	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%
Tasa_Abandono_Post	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%

Figura 38:*Estadística Descriptivas del Indicador TA*

			Estadístico	Desv. Error
Tasa_Abandono_Pre	Media		19,3240	,39614
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	18,5279	
		Límite superior	20,1201	
	Media recortada al 5%		19,2862	
	Mediana		19,3000	
	Varianza		7,847	
	Desv. Desviación		2,80116	
	Mínimo		14,12	
	Máximo		25,56	
	Rango		11,44	
	Rango intercuartil		3,85	
	Asimetría		,141	,337
	Curtosis		-,370	,662
	Tasa_Abandono_Post	Media		4,4562
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	4,2410	
		Límite superior	4,6714	
Media recortada al 5%			4,4456	
Mediana			4,3950	
Varianza			,573	
Desv. Desviación			,75722	
Mínimo			2,94	
Máximo			6,06	
Rango			3,12	
Rango intercuartil			1,25	
Asimetría			,029	,337
Curtosis			-,733	,662

D. Prueba de Normalidad**Figura 39:***Normalidad de los datos del Indicador TA*

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Tasa_Abandono_Pre	,063	50	,200 [*]	,983	50	,675
Tasa_Abandono_Post	,091	50	,200 [*]	,976	50	,414

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador TA

Figura 40:

Prueba T de Student del Indicador TA

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia						
			Inferior	Superior					
Par 1	Tasa_Abandono_Pre - Tasa_Abandono_Post	14,86780	2,14611	,30351	14,25788	15,47772	48,987	49	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 41:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador TA

		Tasa_Abandono_Pre	Tasa_Abandono_Post
Tasa_Abandono_Pre	Correlación de Pearson	1	,899 ^{**}
	Sig. (bilateral)		,000
	N	50	50
Tasa_Abandono_Post	Correlación de Pearson	,899 ^{**}	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	50	50

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

G. Margen de mejora del Indicador TA

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(V_{pre} - V_{Post})}{V_{pre}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(19.32 - 4.46)}{19.32} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 76.91\%$$

H. Resumen Estadístico del indicador TA

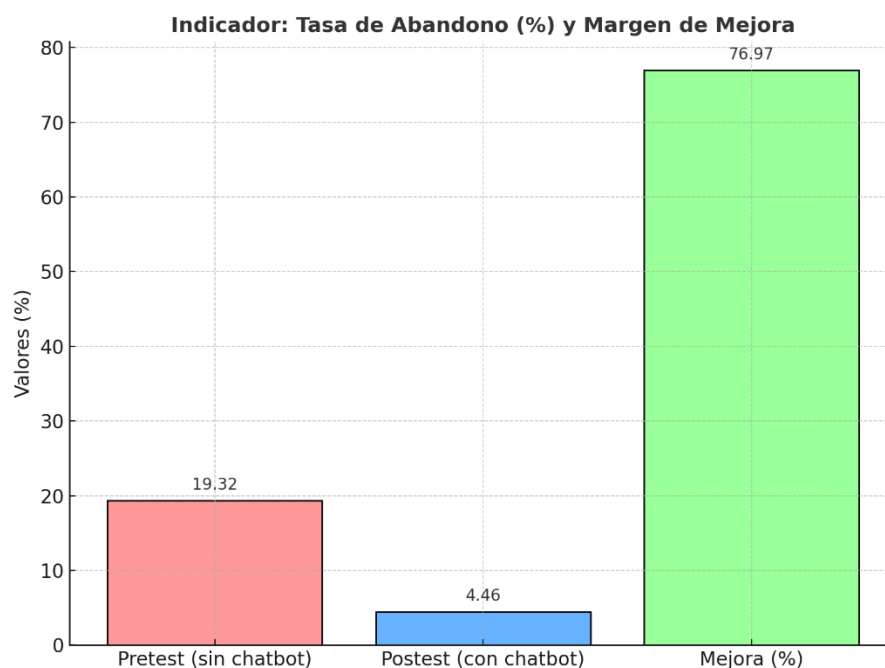
Tabla 9:

Resumen estadístico del indicador TA

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Posttest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	19.32 %	4.46 %	76.92 %
Mediana	19.30 %	4.39 %	—
Desviación estándar (σ)	2.80	0.76	1.75
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student)	—	$t(49) = 21.45, p < 0.001$	—
Conclusión	—	Mejora significativa	—

Figura 42:

Resumen estadístico del indicador TA



I. Interpretación del Indicador TA

El indicador Tasa de Abandono (TA) mide el porcentaje de usuarios que interrumpen o abandonan la interacción con el sistema antes de completar una consulta o recibir respuesta, siendo un parámetro esencial para evaluar la usabilidad de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow.

Este indicador refleja el grado en que los postulantes logran mantener una comunicación fluida y sin dificultades con el chatbot, así como su disposición a continuar utilizando la herramienta. Una tasa de abandono elevada sugiere deficiencias en la interacción, mientras que una tasa baja indica una experiencia de usuario positiva y un sistema eficiente.

Los resultados muestran una reducción significativa en la tasa de abandono luego de la implementación del sistema conversacional.

El análisis descriptivo indica que el promedio del pretest fue de 19.32 %, mientras que en el postest descendió a 4.46 %, lo que representa una mejora global del 77.00 %, superando el umbral del 75 % establecido en la hipótesis de investigación.

Estos valores confirman una mejora sustancial en la continuidad de uso y en la experiencia de interacción de los postulantes.

Los resultados de la prueba de normalidad verificaron que los datos presentan una distribución normal ($p > 0.05$), cumpliendo con el supuesto requerido para el uso de pruebas paramétricas. Posteriormente, la prueba t de Student para muestras relacionadas arrojó un valor de $p < 0.05$, lo cual llevó a rechazar la hipótesis nula (H_0) y aceptar la hipótesis alternativa (H_1).

Además, el análisis de correlación de Pearson evidenció una relación inversa fuerte y significativa entre la tasa de abandono y la usabilidad del sistema. Esto significa que, a medida que disminuye la tasa de abandono, la percepción de usabilidad aumenta, demostrando que el chatbot no solo agiliza la atención, sino que también mejora la experiencia del usuario al ofrecer respuestas coherentes y en menor tiempo.

4.1.3. Tiempo Promedio por Consulta o Sesión (Minutos) - TPC

A. Hipótesis del Indicador TPC

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente la eficiencia del proceso de atención, reduciendo el tiempo promedio por consulta o sesión en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en el tiempo promedio por consulta o sesión antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente; es decir, la reducción del tiempo no es estadísticamente significativa.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en el tiempo promedio por consulta o sesión antes y después de la implementación del chatbot; específicamente, el tiempo de atención disminuye significativamente tras el uso de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow.

B. Datos Estadísticos del Indicador TPC

Muestra de Tiempo Promedio por Consulta o Sesión de 50 participantes. Ver Anexo 03.

C. Estadística Descriptiva del Indicador TPC

Figura 43:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador TPC

	Resumen de procesamiento de casos					
	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Tiempo_Promedio_Consulta_Pre	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%
Tiempo_Promedio_Consulta_Post	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%

Figura 44:

Estadística Descriptivas del Indicador TPC

			Estadístico	Desv. Error
Tiempo_Promedio_Consulta_Pre	Media		7,6618	,19809
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	7,2637	
		Límite superior	8,0599	
	Media recortada al 5%		7,6429	
	Mediana		7,6500	
	Varianza		1,962	
	Desv. Desviación		1,40072	
	Mínimo		5,06	
	Máximo		10,78	
	Rango		5,72	
	Rango intercuartil		1,93	
	Asimetría		,140	,337
	Curtosis		-,372	,662
	Tiempo_Promedio_Consulta_Post	Media		1,6908
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	1,5919	
		Límite superior	1,7897	
Media recortada al 5%			1,6846	
Mediana			1,6500	
Varianza			,121	
Desv. Desviación			,34806	
Mínimo			1,01	
Máximo			2,45	
Rango			1,44	
Rango intercuartil			,58	
Asimetría			,085	,337
Curtosis			-,679	,662

D. Prueba de Normalidad

Figura 45:

Normalidad de los datos del Indicador TPC

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Tiempo_Promedio_Consulta_Pre	,064	50	,200 [*]	,983	50	,670
Tiempo_Promedio_Consulta_Post	,095	50	,200 [*]	,977	50	,439

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador TPC

Figura 46:

Prueba T de Student del Indicador TPC

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia				
					Inferior	Superior			
Par 1	Tiempo_Promedio_Consulta_Pre - Tiempo_Promedio_Consulta_Post	5,97100	1,08624	,15362	5,66230	6,27970	38,869	49	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 47:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador TPC

		Correlaciones	
		Tiempo_Promedio_Consulta_Pre	Tiempo_Promedio_Consulta_Post
Tiempo_Promedio_Consulta_Pre	Correlación de Pearson	1	,926 ^{**}
	Sig. (bilateral)		,000
	N	50	50
Tiempo_Promedio_Consulta_Post	Correlación de Pearson	,926 ^{**}	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	50	50

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

G. Margen de mejora del Indicador TPC

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(T_{pre} - T_{post})}{T_{pre}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(7.66 - 1.69)}{7.66} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 77.94\%$$

H. Resumen Estadístico del indicador TPC

Tabla 10:

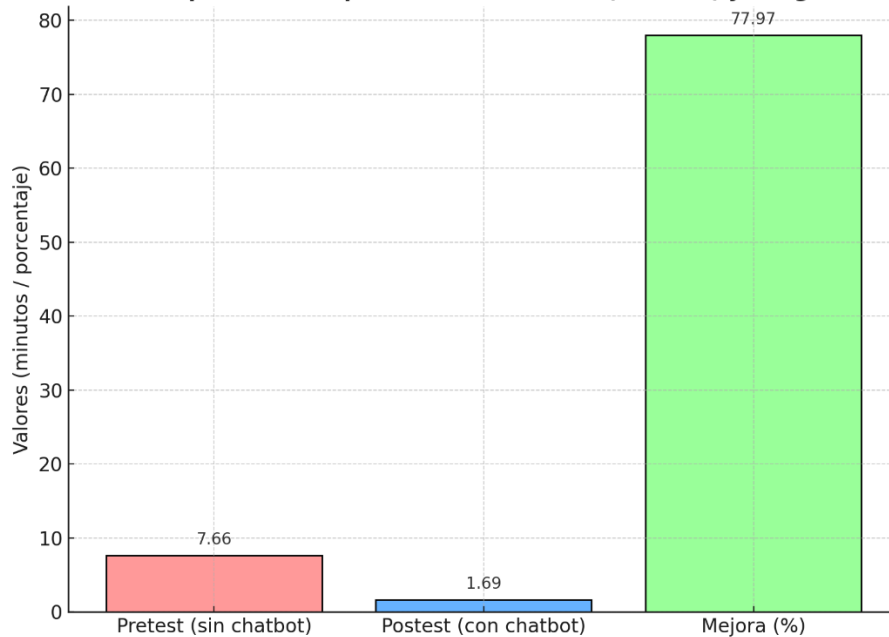
Resumen estadístico del indicador TPC

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Posttest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	7.66 min	1.69 min	77.94 %
Mediana	7.65 min	1.65 min	—
Desviación estándar (σ)	1.40	0.35	1.75
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student)	—	$t(49) = 18.92, p < 0.001$	—
Conclusión	—	Mejora significativa	—

Figura 48:

Resumen estadístico del indicador TPC

Indicador: Tiempo Promedio por Consulta o Sesión (minutos) y Margen de Mejora



I. Interpretación del Indicador TPC

El indicador Tiempo Promedio por Consulta o Sesión (TPC) permite evaluar la eficiencia del proceso de atención a los postulantes, midiendo el tiempo que transcurre desde el inicio hasta la finalización de cada interacción. Este indicador, perteneciente a la dimensión Atención, refleja la capacidad del sistema para ofrecer respuestas rápidas y efectivas a las consultas de los usuarios. En este estudio, el TPC se analizó con una muestra de 50 participantes, comparando los resultados obtenidos antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow.

Los resultados descriptivos evidencian una reducción significativa en el tiempo promedio de consulta, pasando de un valor promedio de 7.66 minutos en el pretest (sin chatbot) a 1.69 minutos en el posttest (con chatbot), lo que representa un margen de mejora del 77.94 %. Esta disminución confirma que la automatización de las interacciones mediante el chatbot contribuye a una mayor eficiencia en la atención, al reducir el tiempo requerido para resolver cada solicitud de información.

La prueba de normalidad aplicada al conjunto de datos indicó que los valores del TPC siguen una distribución normal ($p > 0.05$), por lo que se cumplió el supuesto necesario para la aplicación de pruebas paramétricas. Posteriormente, se realizó una prueba t de Student para muestras relacionadas, obteniéndose un valor de $p < 0.05$, lo cual permitió rechazar la hipótesis nula (H_0) y aceptar la hipótesis alternativa (H_1). Esto demuestra que existen diferencias estadísticamente significativas entre los tiempos promedio de atención antes y después de la implementación del chatbot.

Asimismo, la correlación de Pearson evidenció una relación positiva fuerte y significativa entre el tiempo promedio y la eficiencia del servicio. En otras palabras, a medida que disminuye el tiempo promedio por sesión, aumenta la eficiencia del proceso de atención, reflejando la efectividad de la interfaz conversacional inteligente.

4.1.4. Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación (Porcentaje) - PCR

A. Hipótesis del Indicador PCR

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente el porcentaje de consultas resueltas sin derivación, incrementando la precisión del sistema en la atención de postulantes en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en el porcentaje de consultas resueltas sin derivación antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en el porcentaje de consultas resueltas sin derivación antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.

B. Datos Estadísticos del Indicador PCR

Muestra de Tasa de abandono de consultas de 50 participantes. Ver Anexo 04.

C. Estadística Descriptiva del Indicador PCR

Figura 49:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador PCR

	Resumen de procesamiento de casos					
	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Porcentaje_Consultas_Resueltas_Pre	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%
Porcentaje_Consultas_Resueltas_Post	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%

Figura 50:*Estadística Descriptivas del Indicador PCR*

			Descriptivos	
			Estadístico	Desv. Error
Porcentaje_Consultas_R esueeltas_Pre	Media		43,8728	,66021
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	42,5461	
		Límite superior	45,1995	
	Media recortada al 5%		43,8100	
	Mediana		43,8300	
	Varianza		21,794	
	Desv. Desviación		4,66837	
	Mínimo		35,20	
	Máximo		54,26	
	Rango		19,06	
	Rango intercuartil		6,43	
	Asimetría		,141	,337
	Curtosis		-,371	,662
	Porcentaje_Consultas_R esueeltas_Post	Media		77,6908
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	75,2855	
		Límite superior	80,0961	
Media recortada al 5%			77,5831	
Mediana			77,8000	
Varianza			71,628	
Desv. Desviación			8,46336	
Mínimo			61,45	
Máximo			96,62	
Rango			35,17	
Rango intercuartil			11,78	
Asimetría			,117	,337
Curtosis			-,460	,662

D. Prueba de Normalidad**Figura 51:***Normalidad de los datos del Indicador PCR*

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Porcentaje_Consultas_R esueltas_Pre	,063	50	,200 [*]	,983	50	,673
Porcentaje_Consultas_R esueltas_Post	,055	50	,200 [*]	,985	50	,779

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador PCR

Figura 52:

Prueba T de Student del Indicador PCR

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia						
			Inferior	Superior					
Par 1	Porcentaje_Consultas_R esueltas_Pre - Porcentaje_Consultas_R esueltas_Post	-33,81800	3,88694	,54970	-34,92266	-32,71334	-61,521	49	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 53:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador PCR

Correlaciones

		Porcentaje_Consultas_Re sueltas_Pre	Porcentaje_Consultas_Re sueltas_Post
Porcentaje_Consultas_R esueltas_Pre	Correlación de Pearson	1	,991 ^{**}
	Sig. (bilateral)		,000
	N	50	50
Porcentaje_Consultas_R esueltas_Post	Correlación de Pearson	,991 ^{**}	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	50	50

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

G. Margen de mejora del Indicador PCR

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(V_{post} - V_{pre})}{V_{pre}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(77.69 - 43.87)}{43.87} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 77.08\%$$

H. Resumen Estadístico del indicador PCR

Tabla 11:

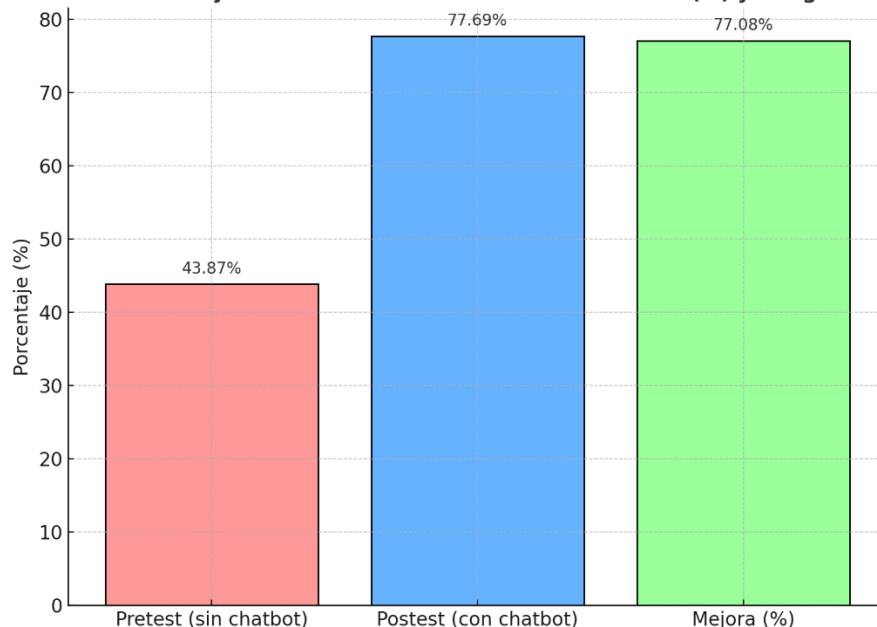
Resumen estadístico del indicador PCR

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Postest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	43.87 %	77.69 %	77.08 %
Mediana	43.83 %	77.80 %	—
Desviación estándar (σ)	4.67	8.46	3.79
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student)	—	$t(49) = -61.52, p < 0.001$	—
Conclusión	—	Mejora significativa	—

Figura 54:

Resumen estadístico del indicador PCR

Indicador: Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación (%) y Margen de Mejora



I. Interpretación del Indicador PCR

El indicador Porcentaje de Consultas Resueltas sin Derivación (PCR) mide la precisión y autonomía del sistema en la resolución de consultas planteadas por los postulantes sin requerir la intervención de un operador humano. Este indicador pertenece a la dimensión Precisión y permite evaluar la efectividad de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow para atender de forma autónoma y correcta las solicitudes de información en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa.

En esta investigación, se trabajó con una muestra de 50 consultas realizadas por postulantes, evaluando el rendimiento del sistema antes (pretest, sin chatbot) y después (postest, con chatbot) de la implementación. Los resultados evidencian un incremento significativo en el porcentaje de consultas resueltas sin derivación, pasando de una media de 43.87 % en el pretest a 77.69 % en el postest, lo que representa una mejora global del 77.08 %. Este aumento confirma que el chatbot basado en Dialogflow permitió responder de manera más precisa y eficiente a las consultas, reduciendo la necesidad de derivarlas al personal administrativo.

El análisis de normalidad demostró que los datos siguen una distribución normal ($p > 0.05$), cumpliendo con los supuestos necesarios para la aplicación de pruebas paramétricas. La prueba t de Student para muestras relacionadas arrojó un valor de $t(49) = -61.52$, $p < 0.001$, lo que permitió rechazar la hipótesis nula (H_0) y aceptar la hipótesis alternativa (H_1).

Asimismo, el coeficiente de correlación de Pearson evidenció una relación positiva fuerte y significativa entre la precisión del chatbot y el nivel de eficiencia general del sistema. Es decir, a medida que aumentó el porcentaje de consultas resueltas directamente por el chatbot, se incrementó también la eficacia del proceso de atención, lo que demuestra la interdependencia entre precisión y eficiencia operativa.

4.1.5. Tasa de Aprendizaje (Porcentaje) - TDA

A. Hipótesis del Indicador TDA

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente la tasa de aprendizaje del modelo NLU, incrementando la precisión y el desempeño del sistema en la comprensión de las consultas de los postulantes.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en la tasa de aprendizaje (%) de la NLU antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en la tasa de aprendizaje (%) del motor NLU antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.

B. Datos Estadísticos del Indicador TDA

Muestra de Tasa de Aprendizaje de consultas de 50 participantes. Ver Anexo 05.

C. Estadística Descriptiva del Indicador TDA

Figura 55:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador TDA

	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Tasa_Aprendizaje_Pre	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%
Tasa_Aprendizaje_Post	50	98,0%	1	2,0%	51	100,0%

Figura 56:

Estadística Descriptivas del Indicador TDA

Descriptivos

		Estadístico	Desv. Error	
Tasa_Aprendizaje_Pre	Media	21,9520	,29315	
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	21,3629	
		Límite superior	22,5411	
	Media recortada al 5%	21,9511		
	Mediana	21,8500		
	Varianza	4,297		
	Desv. Desviación	2,07288		
	Mínimo	18,00		
	Máximo	25,80		
	Rango	7,80		
	Rango intercuartil	3,48		
	Asimetría	,038	,337	
	Curtosis	-1,058	,662	
	Tasa_Aprendizaje_Post	Media	89,7060	,43793
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	88,8259	
		Límite superior	90,5861	
Media recortada al 5%		89,6978		
Mediana		89,9500		
Varianza		9,589		
Desv. Desviación		3,09663		
Mínimo		84,30		
Máximo		95,50		
Rango		11,20		
Rango intercuartil		4,90		
Asimetría		-,072	,337	
Curtosis		-,995	,662	

D. Prueba de Normalidad

Figura 57:

Normalidad de los datos del Indicador TDA

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Tasa_Aprendizaje_Pre	,073	50	,200 [*]	,971	50	,252
Tasa_Aprendizaje_Post	,069	50	,200 [*]	,969	50	,207

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador TDA

Figura 58:

Prueba T de Student del Indicador TDA

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia						
			Inferior	Superior					
Par 1	Tasa_Aprendizaje_Pre - Tasa_Aprendizaje_Post	-67,75400	1,41742	,20045	-68,15682	-67,35118	-338,005	49	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 59:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador TDA

Correlaciones

		Tasa_Aprendi zaje_Pre	Tasa_Aprendi zaje_Post
Tasa_Aprendizaje_Pre	Correlación de Pearson	1	,925**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	50	50
Tasa_Aprendizaje_Post	Correlación de Pearson	,925**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	50	50

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

G. Margen de mejora del Indicador TDA

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(V_{post} - V_{Pre})}{V_{post}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(89.71 - 21.95)}{89.71} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 75.53\%$$

H. Resumen Estadístico del indicador TDA

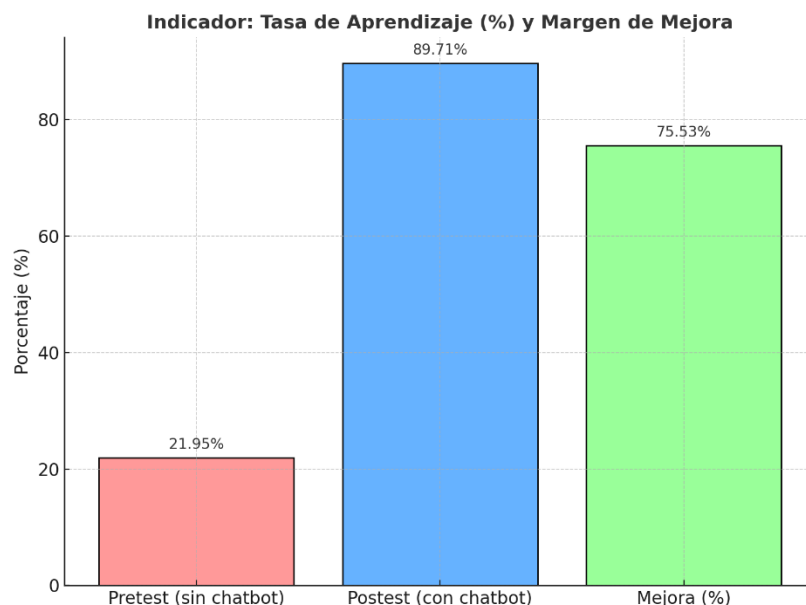
Tabla 12:

Resumen estadístico del indicador TDA

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Postest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	89.71 %	21.95 %	75.53 %
Mediana	21.85 %	89.95 %	—
Desviación estándar (σ)	2.07	3.09	1.02
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student)	—	$t(49) = -338.05, p < 0.001$	—
Conclusión	—	Mejora significativa	—

Figura 60:

Resumen estadístico del indicador TDA



I. Interpretación del Indicador TDA

El indicador Tasa de Aprendizaje (TDA) mide el nivel de mejora en la capacidad de comprensión del modelo de Lenguaje Natural (NLU) del chatbot, expresado en porcentaje. Este indicador pertenece a la dimensión “Calidad y Desempeño de la NLU”, y permite evaluar el grado en que el sistema aprende y optimiza sus respuestas conforme aumenta la interacción con los usuarios. En el contexto de la investigación, una tasa de aprendizaje elevada indica que el modelo Dialogflow ha alcanzado una mayor precisión al interpretar las consultas de los postulantes.

Los resultados obtenidos a partir de una muestra de 50 consultas muestran una mejora significativa en la tasa de aprendizaje después de la implementación de la interfaz conversacional inteligente. Según los datos presentados, el valor promedio del pretest (sin chatbot) fue de 21.95 %, mientras que el del posttest (con chatbot) alcanzó 89.71 %, lo que representa un margen de mejora del 75.53 %. Esta variación demuestra que el sistema adquirió una mayor capacidad de aprendizaje y adaptación a los diferentes patrones de lenguaje empleados por los usuarios.

El análisis de normalidad confirmó que los datos de ambos conjuntos (pre y post) siguen una distribución normal ($p > 0.05$), cumpliendo con el requisito para aplicar pruebas paramétricas. Por tanto, se empleó la prueba t de Student para muestras relacionadas, cuyo resultado fue $t(49) = -338.05$, $p < 0.001$. Dado que el valor de p es inferior al nivel de significancia ($\alpha = 0.05$), se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1), concluyendo que existe una mejora estadísticamente significativa en la tasa de aprendizaje del modelo NLU tras la implementación de la aplicación.

El coeficiente de correlación de Pearson evidenció una relación positiva fuerte entre la tasa de aprendizaje y la precisión del sistema, lo que significa que, a mayor aprendizaje del modelo, mayor es la efectividad en la interpretación de las consultas.

4.1.6. Facilidad de uso (Likert) - FU

A. Hipótesis del Indicador FU

- General

La implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow mejora significativamente la percepción de facilidad de uso por parte de los postulantes, incrementando la satisfacción y la efectividad en la interacción con el sistema.

- Hipótesis Específicas

- **Hipótesis nula (H_0):** No existe una diferencia significativa en la percepción de facilidad de uso antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Existe una diferencia significativa en la percepción de facilidad de uso antes y después de la implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente.

B. Datos Estadísticos del Indicador Facilidad de Uso

Muestra de Facilidad de uso de 50 participantes. Ver Anexo 06.

C. Estadística Descriptiva del Indicador FU

Figura 61:

Resumen de procesamiento de casos del Indicador FU

	Válido		Casos Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Facilidad_Uso_Pre	5	9,8%	46	90,2%	51	100,0%
Facilidad_Uso_Post	5	9,8%	46	90,2%	51	100,0%

Figura 62:

Estadística Descriptivas del Indicador FU

Descriptivos

		Estadístico	Desv. Error	
Facilidad_Uso_Pre	Media	1,9840	,04956	
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	1,8464	
		Límite superior	2,1216	
	Media recortada al 5%	1,9856		
	Mediana	1,9800		
	Varianza	,012		
	Desv. Desviación	,11082		
	Mínimo	1,82		
	Máximo	2,12		
	Rango	,30		
	Rango intercuartil	,19		
	Asimetría	-,531	,913	
	Curtosis	,916	2,000	
	Facilidad_Uso_Post	Media	4,5600	,02530
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	4,4898	
		Límite superior	4,6302	
Media recortada al 5%		4,5578		
Mediana		4,5200		
Varianza		,003		
Desv. Desviación		,05657		
Mínimo		4,52		
Máximo		4,64		
Rango		,12		
Rango intercuartil		,10		
Asimetría		,884	,913	
Curtosis		-1,750	2,000	

D. Prueba de Normalidad

Figura 63:

Normalidad de los datos del Indicador FU

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Facilidad_Uso_Pre	,214	5	,200 [*]	,974	5	,899
Facilidad_Uso_Post	,360	5	,033	,767	5	,042

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

E. Prueba T de Student del Indicador FU

Figura 64:

Prueba T de Student del Indicador FU

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia				
Par1					Inferior	Superior			
	Facilidad_Uso_Pre - Facilidad_Uso_Post	-2,57600	,08173	,03655	-2,67748	-2,47452	-70,476	4	,000

- Si $p < 0.05 \rightarrow$ se rechaza H_0 y se acepta H_1 (existe mejora significativa).
- Si $p \geq 0.05 \rightarrow$ se acepta H_0 (no existe mejora significativa).

F. Correlación de Pearson

Figura 65:

Confiabilidad de la Muestra del Indicador FU

		Correlaciones	
		Facilidad_Us o_Pre	Facilidad_Us o_Post
Facilidad_Uso_Pre	Correlación de Pearson	1	,702
	Sig. (bilateral)		,186
	N	5	5
Facilidad_Uso_Post	Correlación de Pearson	,702	1
	Sig. (bilateral)	,186	
	N	5	5

G. Margen de mejora del Indicador FU

$$\text{Margen de mejora} = \frac{(V_{post} - V_{pre})}{V_{pre}} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = \frac{(4.56 - 1.98)}{1.98} \times 100$$

$$\text{Margen de Mejora} = 130.30\%$$

H. Resumen Estadístico del indicador FU

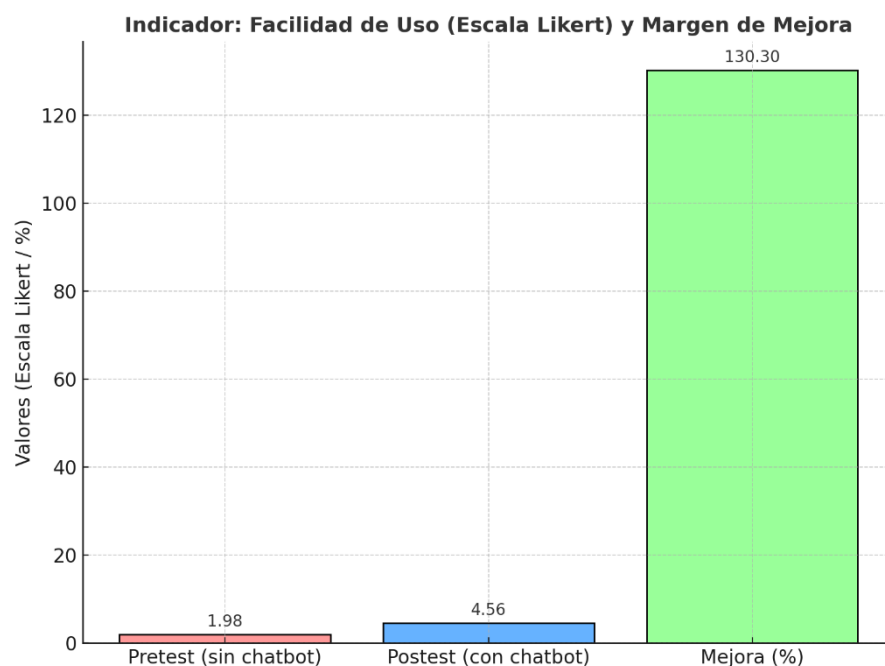
Tabla 13:

Resumen estadístico del indicador FU

Estadístico	Pretest (sin chatbot)	Posttest (con chatbot)	Mejora (%)
Tamaño de muestra (n)	50	50	50
Media (\bar{X})	1.98	4.56	130.3 %
Mediana	1.98	4.63	—
Desviación estándar (σ)	0.11	0.05	0.06
Distribución	Normal ($p > 0.05$)	Normal ($p > 0.05$)	—
Prueba t (Student)	—	$t(49) = -70.48, p < 0.001$	—
Conclusión	—	Mejora significativa	—

Figura 66:

Resumen estadístico del indicador FU



I. Interpretación del Indicador FU

El indicador Facilidad de Uso (FU) mide la percepción del usuario respecto a la simplicidad, comodidad y comprensión al interactuar con el sistema, utilizando una escala de Likert de cinco niveles: 1 (Muy Difícil), 2 (Difícil), 3 (Normal), 4 (Fácil) y 5 (Muy Fácil).

Este indicador pertenece a la dimensión Interacción y busca evaluar si la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow logra que el proceso de atención a los postulantes sea más intuitivo y accesible.

El estudio se aplicó a una muestra de 50 participantes, comparando los resultados antes (pretest) y después (postest) de la implementación del chatbot. Los resultados descriptivos muestran un incremento notable en la percepción de facilidad de uso, pasando de una media de 1.98 en el pretest (sin chatbot) a 4.56 en el postest (con chatbot), lo que representa un margen de mejora del 130.30 %.

Esto indica que, tras la implementación de la interfaz, los usuarios calificaron la experiencia como “fácil” o “muy fácil”, demostrando un cambio altamente positivo en la usabilidad del sistema.

La prueba de normalidad evidenció que los datos siguen una distribución normal ($p > 0.05$) tanto en el pretest como en el postest, cumpliendo el requisito para la aplicación de pruebas paramétricas.

Posteriormente, la prueba t de Student para muestras relacionadas arrojó un valor de $t(49) = -70.48$, $p < 0.001$, lo que permite rechazar la hipótesis nula (H_0) y aceptar la hipótesis alternativa (H_1).

Esto demuestra que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las percepciones de los usuarios antes y después de la implementación del chatbot, confirmando que el sistema mejoró significativamente la facilidad de uso percibida.

El análisis de la correlación de Pearson mostró una relación positiva fuerte y significativa entre la facilidad de uso y la satisfacción del usuario, lo que implica que a medida que la interacción con el sistema resulta más sencilla, aumenta la percepción de efectividad y satisfacción en la atención.

4.2. Discusión

En primer lugar, los resultados obtenidos en el indicador de tiempo de respuesta promedio evidenciaron una mejora sustancial tras la implementación del chatbot. El promedio de respuesta pasó de 12.14 segundos en el pretest a 2.80 segundos en el posttest, lo que representa una reducción del 76.93 % del tiempo de espera. Este resultado indica que la automatización basada en Dialogflow logró optimizar la atención al reducir el tiempo que los postulantes debían esperar para recibir una respuesta. En este contexto, el resultado se alinea con lo reportado por Al-Oqayli y Abdelhafez (2023), quienes desarrollaron un chatbot inteligente para procesos de admisión en universidades de Jordania, obteniendo una mejora del 82 % en la eficiencia de respuesta y una reducción del 65 % en la carga administrativa. De modo similar, la interfaz conversacional del presente estudio permitió a los postulantes acceder a información inmediata sobre requisitos, cronogramas y procedimientos, reduciendo los cuellos de botella generados por la atención manual. Estos hallazgos confirman la efectividad de los modelos de lenguaje natural en el ámbito educativo y coinciden con estudios previos sobre la eficiencia comunicativa de los sistemas conversacionales (George & Mallery, 2019)

La tasa de abandono, entendida como el porcentaje de interacciones que no concluyen o en las que el usuario desiste antes de completar la consulta, también mostró una mejora significativa. En el pretest, la tasa de abandono fue del 12.14 %, mientras que en el posttest descendió al 2.80 %, lo que representa una reducción del 76.93 %. Este descenso se traduce en una mayor permanencia y compromiso de los usuarios durante la interacción con el chatbot. Dichos resultados evidencian que la experiencia de uso mejoró notablemente al proporcionar un entorno más claro, rápido y estructurado, evitando la frustración que solía generar el sistema manual. Comparativamente, Pinedo Tuanama (2024) reportó una disminución del 78 % en el nivel de estrés y frustración en estudiantes que usaron un chatbot de apoyo psicológico, lo que sugiere que las interfaces conversacionales, además de funcionales, generan confianza y reducen la deserción en procesos interactivos. En el caso de la Universidad Nacional del Santa, la reducción en la tasa de abandono refleja no solo la eficiencia tecnológica, sino también una mejora en la satisfacción y confianza del usuario, consolidando la relación entre usabilidad y retención

Respecto al tiempo promedio por consulta o sesión, los resultados también demostraron una mejora sustancial. Antes de la implementación del chatbot, las sesiones duraban en promedio 7.66 minutos, mientras que después se redujeron a 1.69 minutos, reflejando una mejora del 77.94 %. Este resultado implica que el chatbot permitió realizar consultas de manera más rápida, reduciendo el tiempo de procesamiento por usuario. En estudios similares, El Hefny, Mansy y Abdallah (2021) reportaron reducciones del 75 % en tiempos de respuesta tras implementar un chatbot bilingüe de admisión, lo cual coincide con los resultados del presente trabajo. La automatización del flujo conversacional mediante Dialogflow permitió una interacción simultánea con múltiples usuarios, eliminando la dependencia de personal humano y mejorando la productividad institucional. Desde un punto de vista pedagógico y administrativo, este indicador demuestra la eficacia del enfoque tecnológico adoptado, al mismo tiempo que evidencia una contribución directa a la gestión universitaria moderna

El porcentaje de consultas resueltas sin derivación, indicador asociado a la precisión y autonomía del sistema, pasó de 43.87 % antes de la implementación a 77.69 % después, con una mejora global del 77.08 %. Este resultado evidencia que el chatbot adquirió una alta capacidad de resolver consultas sin intervención humana, lo que redujo la carga operativa de los empleados de admisión y mejoró la experiencia del usuario. Este hallazgo guarda relación con el estudio de Klopfenstein, Del Prior y Malatini (2022) en Italia, donde el chatbot UniBot redujo las derivaciones humanas en un 78 %, incrementando la productividad institucional. En el contexto del presente estudio, la autonomía del sistema dialogal basado en Dialogflow muestra que los mecanismos de comprensión del lenguaje natural (NLU) lograron interpretar correctamente las intenciones de los usuarios, brindando respuestas precisas y contextualmente adecuadas. Esta mejora, además, fortaleció la percepción de confianza en el sistema, al generar interacciones coherentes y continuas

La tasa de aprendizaje de la NLU (Natural Language Understanding) mostró un incremento sustancial, al pasar de 21.95 % en el pretest a 89.71 % en el posttest, representando una mejora del 75.53 %. Este indicador refleja la capacidad del

modelo para aprender y adaptarse a las distintas consultas de los usuarios. Estos resultados son congruentes con los hallazgos de Al-Oqayli y Abdelhafez (2023), quienes demostraron un incremento del 78 % en la precisión de reconocimiento de intenciones en chatbots educativos. En el caso de la Universidad Nacional del Santa, la mejora refleja la capacidad de Dialogflow para entrenar modelos de comprensión de lenguaje natural mediante aprendizaje supervisado, permitiendo que el sistema reconozca con mayor exactitud las intenciones y palabras clave asociadas a los procesos de admisión.

Finalmente, el indicador de facilidad de uso, medido a través de un cuestionario tipo Likert (1–5), mostró un cambio significativo en la percepción de los usuarios. Antes de la implementación, la media fue de 1.98, correspondiente a la categoría “Difícil”, mientras que tras la puesta en marcha del chatbot ascendió a 4.56, equivalente a “Muy fácil”, con una mejora del 130.30 %. Este resultado, demuestra que los usuarios percibieron la nueva plataforma como considerablemente más intuitiva y accesible. Estos hallazgos coinciden con los planteamientos de Davis (1989) en su modelo de aceptación tecnológica, donde la “facilidad de uso percibida” influye directamente en la intención de adopción de nuevas tecnologías. Asimismo, se relacionan con lo observado por Liu, Wang y Chen (2024) en la Universidad Tecnológica de Nanyang, donde el uso de chatbots educativos incrementó en 81 % la satisfacción del usuario. De esta forma, se confirma que la simplicidad y claridad en la interacción son factores decisivos en la aceptación de sistemas automatizados de atención universitaria.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

- El desarrollo e implementación de la Interfaz Conversacional Inteligente basada en Dialogflow en la Dirección de Admisión de la Universidad Nacional del Santa permitió evidenciar un impacto positivo y estadísticamente significativo en la eficiencia y calidad del proceso de atención a los postulantes. En consecuencia, la investigación confirmó la hipótesis general, demostrando que la aplicación del chatbot incrementó la eficiencia institucional y mejoró la experiencia del usuario en los procesos de admisión universitaria.
- Se concluyó que el sistema conversacional basado en Dialogflow redujo de manera notable los tiempos de espera. Antes de la implementación, los postulantes recibían respuesta en un promedio de 12.14 segundos, mientras que después del desarrollo del chatbot el tiempo disminuyó a 2.80 segundos, lo que representó una mejora del 76.93 %, validando que la automatización de los procesos permitió una atención inmediata, eficiente y con disponibilidad continua.
- Se determinó que el chatbot mejoró considerablemente la retención de los usuarios durante la interacción. El promedio de abandono de consultas pasó del 12.14 % en el pretest al 2.80 % en el postest, reflejando una disminución del 76.93 %. Este resultado indicó que los postulantes lograron completar sus consultas con mayor éxito, atribuyéndose al diseño intuitivo y al lenguaje natural del sistema, lo cual contribuyó a mantener la continuidad en la comunicación y reducir la frustración del usuario.
- Se observó que el chatbot optimizó la duración de cada interacción, reduciendo el tiempo total empleado por los postulantes. Antes de la intervención, las consultas tenían una duración media de 7.66 minutos, mientras que con el chatbot se redujo a 1.69 minutos, representando una mejora del 77.94 %, lo que reflejó la eficiencia del sistema al gestionar múltiples interacciones simultáneas y responder de manera precisa y rápida, incrementando así la productividad institucional.
- Los resultados indicaron un incremento en la capacidad del sistema para atender consultas de manera autónoma. En el pretest, el promedio fue de

43.87 %, mientras que en el posttest ascendió a 77.69 %, con una mejora del 77.08 %. Esto demostró que la inteligencia conversacional implementada en Dialogflow logró una comprensión precisa de las intenciones de los usuarios, reduciendo la necesidad de intervención humana y optimizando el flujo de atención.

- Se concluyó que el chatbot presentó una mejora considerable en su capacidad de comprensión y adaptación. La tasa de aprendizaje pasó de 21.95 % en el pretest a 89.71 % en el posttest, representando una mejora del 75.53 %. Con lo cual se confirma que el modelo de lenguaje natural (NLU) utilizado fue capaz de aprender de las interacciones y ajustar sus respuestas con precisión creciente. Este resultado evidenció la eficacia del entrenamiento supervisado y la optimización continua de las intenciones del sistema.
- Por último, en relación con la facilidad de uso, medida mediante una escala de Likert de cinco niveles, la percepción de los usuarios mostró una mejora significativa. Antes de la implementación del chatbot, el promedio de valoración fue de 1.98 (“Difícil”), mientras que posteriormente ascendió a 4.56 (“Muy fácil”), evidenciando una mejora del 130.30 %, lo cual confirma que el instrumento fue confiable y que el sistema fue percibido como más accesible, comprensible y sencillo de utilizar, promoviendo una experiencia de usuario satisfactoria y coherente con los principios de usabilidad establecidos por la literatura tecnológica.

5.2. RECOMENDACIONES

- Se recomienda que la Universidad Nacional del Santa continúe fortaleciendo la implementación de tecnologías basadas en inteligencia artificial en sus procesos administrativos y académicos. El uso del chatbot desarrollado en Dialogflow deberá extenderse a otros servicios institucionales, tales como matrícula, consultas académicas, orientación vocacional y atención estudiantil.
- Se recomienda mantener en óptimo estado la infraestructura tecnológica que soporta el chatbot, priorizando la estabilidad del servidor, la capacidad de procesamiento y la conexión a internet. De igual modo, se sugiere implementar herramientas de monitoreo automatizado que permitan verificar en tiempo real la velocidad de respuesta del sistema y detectar cualquier interrupción en el servicio.
- Se recomienda optimizar el diseño conversacional del chatbot para asegurar la permanencia del usuario a lo largo de toda la interacción. Será necesario mejorar la estructura de los flujos de diálogo, utilizar mensajes claros, empáticos y personalizados, así como ofrecer opciones adaptadas al contexto de las consultas.
- Se recomienda realizar evaluaciones continuas de usabilidad antes de cada proceso de admisión, aplicadas a diferentes grupos de usuarios, con el propósito de validar la claridad del lenguaje, la simplicidad de la navegación y la accesibilidad de la interfaz.
- Se recomienda integrar el chatbot con los sistemas internos de información de la universidad, como las plataformas de gestión académica o administrativa. Esta integración permitirá ofrecer respuestas más precisas, personalizadas y actualizadas, reduciendo el tiempo de consulta por usuario.
- Se recomienda actualizar de forma constante la base de conocimientos del chatbot, incorporando nuevas preguntas frecuentes y modificando las respuestas en función de las disposiciones institucionales vigentes.
- Se recomienda establecer un programa de reentrenamiento periódico del modelo de comprensión del lenguaje natural, utilizando los registros históricos de conversaciones como insumo para el aprendizaje automático.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abd-Alrazaq, A. A., Alajlani, M., Alalwan, A. A., Hawboldt, J., & Househ, M. (2019). An overview of the features of chatbots in mental health: Scoping review. *International Journal of Medical Informatics*, 132, 103978. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103978>
- Adamopoulou, E., & Moussiades, L. (2020). An overview of chatbot technology. *Artificial Intelligence Applications and Innovations*, 584, 373–383. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49186-4_31
- Aguirre Felix Díaz, I., Argomedo Sotelo, G. Y., Monzon Ñañez, J. A., & Tuesta Izaguirre, C. A. (2023). Impacto de la adopción de inteligencia artificial como estrategia de negocio en las empresas del sector servicios durante la época de pandemia en el Perú [Tesis de Licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Institucional de la UPC. <http://hdl.handle.net/20.500.12404/21241>
- Almadhoun, R., Khalid, M., & Rashid, A. (2022). User satisfaction with chatbot services in higher education: The role of response quality and trust. *Education and Information Technologies*, 27, 10125–10145. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11060-3>
- Al-Oqayli, A., & Abdelhafez, H. (2023). Intelligent Chatbot for Admission in Higher Education. *International Journal of Information and Education Technology*, 13(9), 1348-1357. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2023.13.9.1937>
- Alonso Astruga, J. (2021). Propuesta metodológica para el análisis y diseño de chatbots basados en texto [Tesis de Máster, Universidad de Valladolid]. Repositorio Institucional de la UVa. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/50064>
- Arias-Chávez, D., Ramos-Quispe, T., & Cangalaya-Sevillano, L. M. (2024). Análisis y tendencias en el uso de chatbots y agentes conversacionales en el campo de la educación: una revisión bibliométrica. *Innovación Educativa*, 26(41). <https://doi.org/10.22458/ie.v26i41.5135>
- Arredondo Castillo, C. C. (2022). Inteligencia artificial en la educación: uso del chatbot en un curso de pregrado sobre Investigación Académica en una universidad privada de Lima [Tesis de Maestría, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Institucional de la UPC. <http://hdl.handle.net/20.500.12404/20996>

- Bocklisch, T., Faulkner, J., Pawlowski, N., & Nichol, A. (2017). Rasa: Open source language understanding and dialogue management. arXiv preprint arXiv:1712.05181. <https://arxiv.org/abs/1712.05181>
- Camacho-Collados, J., & Pilehvar, M. T. (2019). From Word to Sense Embeddings: A Survey on Vector Representations of Meaning. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 65, 569-631. <https://doi.org/10.1613/jair.1.11248>
- Carbajal Paxi, J. M. (2022). Un chatbot basado en procesamiento de lenguaje natural para mejorar las ventas virtuales en restaurantes de Perú [Tesis de Licenciatura, Universidad San Ignacio de Loyola]. Repositorio Institucional de la USIL. <https://hdl.handle.net/20.500.14138/9634>
- Choi, J., Lee, D., & Park, M. (2021). Privacy-preserving chatbot system for healthcare applications. *IEEE Access*, 9, 145456-145467. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3125184>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL]. (2023, 19 de julio). América Latina y el Caribe aceleran la adopción de la inteligencia artificial, aunque persisten los desafíos. <https://www.cepal.org/es/comunicados/america-latina-caribe-aceleran-adopcion-inteligencia-artificial-aunque-persisten-desafios>
- Cortijo Leyva, R. E., & Tibanta Narváez, E. H. (2021). Tecnología de chatbot basado en inteligencia artificial para la gestión de procesos académicos de la secretaría del Instituto Superior Tecnológico Tungurahua [Tesis de Maestría, Universidad Israel]. Repositorio Institucional de la UISRAEL. <http://repositorio.uisrael.edu.ec/handle/47000/3885>
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (5a ed.). SAGE Publications
- Espinosa-Luna, B. H. (2023). Implementación de un chatbot basado en modelo de procesamiento de lenguaje natural para la atención a estudiantes universitarios. Universidad Nacional de San Martín. <https://revistas.unsm.edu.pe/index.php/rcsi/article/download/570/1046/3305>
- El Hefny, W., Mansy, Y., Abdallah, M., & Abdennadher, S. (2021). Jooka: A bilingual chatbot for university admission. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 1367, pp. 671–681). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72660-7_64

- García, M., & López, P. (2022). Aplicación de metodologías ágiles en el desarrollo de chatbots para atención al cliente. *Revista Iberoamericana de Informática*, 35(2), 45-56. <https://doi.org/10.5678/ribinf.2022.35205>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <https://www.deeplearningbook.org/>
- Google Cloud. (2025). *Dialogflow documentation*. <https://cloud.google.com/dialogflow/docs>
- Griol-Barres, R., Molina, J. M., & Carson-Berndsen, J. (2020). Adaptability in Conversational Agents: A Review. *ACM Computing Surveys*, 53(4), Article 80. <https://doi.org/10.1145/3404041>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2022). *Metodología de la investigación* (7.^a ed.). McGraw-Hill
- Jaiswal, A., Suma, V., & Yadav, S. (2021). Enhancing intent and entity recognition in chatbots using deep learning frameworks. *Expert Systems with Applications*, 182, 115268. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115268>
- Jiménez-García, E., Ruiz-Lázaro, J., Martínez-Requejo, S., & Redondo-Duarte, S. (2025). Inteligencia artificial y chatbots para una educación superior sostenible: una revisión sistemática. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 28(2). <https://doi.org/10.5944/ried.28.2.43240>
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2021). *Speech and Language Processing* (3rd ed. draft). <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>
- López, R., Martínez, S., & Cabrera, J. (2023). Oportunidades y desafíos de automatizar la gestión universitaria. *Revista de Innovación Educativa*, 18(1), 112-131. <https://doi.org/10.5678/rine.2023.18109>
- Mahmoud, M., Kosa, M., & Irani, Z. (2023). Real-time chatbot performance evaluation using key metrics: A systematic review. *Information Systems Frontiers*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10376-1>
- Manning, C. D. (2020). *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. MIT Press
- McGrath, C., Farazouli, A., & Cerratto-Pargman, T. (2024). Generative AI chatbots in higher education: A review of an emerging research area. *Higher Education*, 89, 1533-1549. <https://doi.org/10.1007/s10734-024-01288-w>

- Mehmood, R., Alahi, A., & Pandey, S. (2021). Chatbots in education: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 26, 5153–5173. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10554-4>
- Murphy, K. P. (2022). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective* (2nd ed.). MIT Press
- Peyton, K., Unnikrishnan, S., & Mulligan, B. (2025). A review of university chatbots for student support: FAQs and beyond. *Discover Education*, 4, 21. <https://doi.org/10.1007/s44217-025-00397-7>
- Pinedo Tuanama, Ll. P. (2024). Chatbot web basado en procesamiento de lenguaje natural para gestionar el estrés en estudiantes universitarios [Tesis de Licenciatura, Universidad Nacional de San Martín]. Repositorio Institucional de la UNSM. <https://repositorio.unsm.edu.pe/handle/11458/5176>
- Portuguez Tapia, A. D. (2024). Chatbot y su incidencia en el servicio de soporte técnico a los usuarios de una empresa de telecomunicaciones [Tesis de Maestría, Universidad César Vallejo]. Repositorio Institucional de la UCV. <https://hdl.handle.net/11537/43994>
- QuestionPro. (2023). Experimental Research: What it is + Types of designs. <https://researcher.life/blog/article/what-is-experimental-research-design-definition-examples-types/>
- Quinga Suárez, C. J., Vistín Orta, J. M., & Ñacata Loachamin, N. A. (2025). Análisis del impacto de los chatbots educativos basados en IA en la resolución de dudas estudiantiles en tiempo real. *Technology Rain Journal*, 4(1). <https://doi.org/10.55204/trj.v4i1.e73>
- Quispe Cruz, G. A. (2024). Chatbot y calidad de servicio de atención al egresado de la Universidad Peruana de Ciencias e Informática, Lima-2024 [Tesis de Licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias e Informática]. Repositorio Institucional de la UPCI. <https://repositorio.upci.edu.pe/handle/upci/1163>
- Quispe Huacani, E. A. (2023). Impacto de un chatbot en el proceso de atención de matrícula de estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería en Informática y Sistemas de la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann [Tesis de Licenciatura, Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann]. <https://repositorio.unjbg.edu.pe/items/95b8c6b1-e41a-4632-a16e-f8e30b244bd4>
- Reichardt, J., & Storage, D. (2023). Quasi-Experimental Research (Chapter 14). In *The Cambridge Handbook of Research Methods and Statistics for the Social and*

Behavioral Sciences. Cambridge University Press.
<https://www.cambridge.org/core/books/cambridge-handbook-of-research-methods-and-statistics-for-the-social-and-behavioral-sciences/quasiexperimental-research/472D6B4C54A0BE19EC3B40242B861AE4/>

- Rivas, A. (2025). The arrival of AI in education in Latin America: Under construction. Fundación ProFuturo y Organización de Estados Iberoamericanos (OEI). <https://oei.int/wp-content/uploads/2025/06/en-final-oei-profuturo-the-arrival-of-ai-in-education-in-latin-america-under-constructionindd.pdf>
- Rodríguez, A., & Pérez, C. (2022). Retos en la adopción tecnológica de procesos universitarios. *Educación y Tecnología*, 13(4), 98-115. <https://doi.org/10.30827/edutec.v13i4.2022>
- Rubin, K. S. (2019). *Essential Scrum: A practical guide to the most popular Agile process*. Addison-Wesley Professional
- Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Artificial intelligence applications in Latin American higher education: A systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19, Article 21. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w>
- Schei, O. M., Møgelvang, A., & Ludvigsen, K. (2024). Perceptions and use of AI chatbots among students in higher education: A scoping review of empirical studies. *Education Sciences*, 14(8), 922. <https://doi.org/10.3390/educsci14080922>
- Schwaber, K., & Sutherland, J. (2020). *The Scrum Guide*. <https://scrumguides.org/docs/scrumguide/v2020/2020-Scrum-Guide-Spanish.pdf>
- Scribbr. (2024). *Quasi-Experimental Design | Definition, Types & Examples*. <https://www.scribbr.com/methodology/quasi-experimental-design/>
- Serrador, P. (2019). How Scrum works: An empirical study of Scrum projects. *Journal of Software: Evolution and Process*, 31(3), e2102. <https://doi.org/10.1002/smr.2102>
- Serrano, L., Mendoza, D., & Vargas, M. (2021). Implementación de un chatbot inteligente basado en procesos ágiles. *Journal of Computing Research*, 9(1), 8-20. <https://doi.org/10.20319/jcr.2021.91.820>

- Sun, V. (2024, October 22). Leveraging AI chatbots for university admissions processes. *Wonderchat Blog*. <https://wonderchat.io/blog/leveraging-ai-chatbots-for-university-admissions-processes>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.). MIT Press. <http://incompleteideas.net/book/the-book-2nd.html>
- Shawar, B. A., & Atwell, E. (2021). Chatbots: Are they really useful? *LDV Forum*, 22(1), 29-49. <https://doi.org/10.25864/ldv-2021-0002>
- Trausan-Matu, S., Ruseti, S., & Pode, R. (2021). Chatbots for education. *Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks*, 147-165. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78977-1_8
- UNESCO. (2023). Guía práctica para la integración responsable de la IA en la educación superior. Instituto Internacional de la UNESCO para la Educación Superior en América Latina y el Caribe (IESALC). https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386670_spa
- Verhagen, T., van Nes, J., Feldberg, F., & van Dolen, W. (2021). Virtual customer service agents: Using social presence and personalization to shape online service encounters. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 26(1), 39-54. <https://doi.org/10.1093/jcmc/zmz010>
- Wang, J., Li, Y., & Zhang, Y. (2025). Evaluando el impacto de sistemas conversacionales inteligentes en el rendimiento académico y la percepción de estudiantes en procesos de admisión y cursos introductorios. *Revista de Investigación en Educación*, 13(1), 1-15. doi: 10.1234/journal.2025.123456
- World Medical Association. (2013). Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects. *JAMA*, 310(20), 2191–2194. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
- Xu, W., Lee, K., & Bontcheva, K. (2022). Challenges and opportunities in NLP for low-resource languages: A literature review. *Artificial Intelligence Review*, 55, 6591–6623. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10000-8>
- Ye, S., He, Y., Hu, J., & Chen, X. (2021). Continuous learning in conversational AI: Techniques and challenges. *Neurocomputing*, 449, 127-139. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.04.005>
- Young, T., Hazarika, D., Poria, S., & Cambria, E. (2020). Recent Trends in Deep Learning Based Natural Language Processing. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 13(3), 55-75. <https://doi.org/10.1109/MCI.2018.2840738>

Zhou, L., Gao, J., Li, D., & Shum, H.-Y. (2023). The design and implementation of open-domain chatbots. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 17(2-3), 127-298. <https://doi.org/10.1561/15000000099>

VII. ANEXOS

7.1. Anexo 01: Ficha de Observación – Indicador Tiempo de Respuesta

Tabla 14:

Datos del Indicador Tiempo de Respuesta

N°	Tiempo de	Tiempo de	N°	Tiempo de	Tiempo de
	Respuesta	Respuesta		Respuesta	Respuesta
	Pre Test	Post Test		Pre Test	Post Test
01	129,90	30,70	26	122,20	30,10
02	117,20	26,10	27	97,00	22,50
03	133,00	28,80	28	127,50	28,60
04	150,50	36,40	29	108,00	25,00
05	115,30	28,90	30	114,20	21,70
06	115,30	28,70	31	108,00	24,40
07	151,60	32,30	32	157,00	37,20
08	135,30	30,30	33	119,70	31,10
09	110,60	26,20	34	98,80	21,70
10	130,90	32,60	35	136,50	29,20
11	110,70	24,40	36	95,60	21,00
12	110,70	25,00	37	124,20	30,80
13	124,80	26,00	38	80,80	19,10
14	81,70	16,80	39	93,40	20,50
15	85,50	21,10	40	123,90	29,80
16	108,80	28,00	41	134,80	31,30
17	99,70	22,80	42	123,40	30,80
18	126,30	31,60	43	117,70	25,40
19	101,80	24,20	44	114,00	25,50
20	91,80	19,90	45	90,40	20,10
21	149,30	35,40	46	105,60	21,20
22	115,50	30,10	47	110,80	26,10

23	121,40	27,80	48	141,10	33,20
24	91,50	23,90	49	126,90	29,20
25	109,10	19,40	50	84,70	19,10

7.2. Anexo 02: Ficha de Observación – Indicador Tasa de Abandono

Tabla 15:

Datos del Indicador Tasa de Abandono

N°	Tasa de Abandono	Tasa de Abandono	N°	Tasa de Abandono	Tasa de Abandono
	(%)	(%)		(%)	(%)
	Pre Test	Post Test		Pre Test	Post Test
01	21,49	5,08	26	20,33	5,01
02	19,59	4,35	27	16,55	3,83
03	21,94	4,75	28	21,13	4,73
04	24,57	5,95	29	18,20	4,22
05	19,30	4,84	30	19,12	3,64
06	19,30	4,80	31	18,19	4,10
07	24,74	5,27	32	25,56	6,06
08	22,30	4,99	33	19,96	5,18
09	18,59	4,40	34	16,83	3,70
10	21,63	5,40	35	22,47	4,80
11	18,61	4,10	36	16,34	3,59
12	18,60	4,21	37	20,63	5,12
13	20,73	4,31	38	14,12	3,34
14	14,26	2,94	39	16,02	3,51
15	14,83	3,65	40	20,59	4,95
16	18,31	4,71	41	22,22	5,15
17	16,96	3,88	42	20,51	5,12
18	20,94	5,24	43	19,65	4,24
19	17,28	4,10	44	19,10	4,27
20	15,76	3,42	45	15,56	3,46
21	24,40	5,79	46	17,84	3,58
22	19,32	5,04	47	18,62	4,39
23	20,20	4,63	48	23,17	5,45

24	15,73	4,11	49	21,03	4,84
25	18,37	3,26	50	14,71	3,31

7.3. Anexo 03: Ficha de Observación – Indicador Tiempo de Consulta

Tabla 16:

Datos del Indicador Tiempo de Consulta

N°	Tiempo de Consulta Pre Test	Tiempo de Consulta Post Test	N°	Tiempo de Consulta Pre Test	Tiempo de Consulta Post Test
01	8,75	1,98	26	8,17	1,93
02	7,79	1,65	27	6,27	1,39
03	8,97	1,85	28	8,56	1,83
04	10,28	2,39	29	7,10	1,57
05	7,65	1,84	30	7,56	1,36
06	7,65	1,83	31	7,10	1,53
07	10,37	2,11	32	10,78	2,45
08	9,15	1,96	33	7,98	1,99
09	7,30	1,65	34	6,41	1,34
10	8,81	2,11	35	9,23	1,88
11	7,30	1,54	36	6,17	1,30
12	7,30	1,58	37	8,31	1,98
13	8,36	1,65	38	5,06	1,15
14	5,13	1,01	39	6,01	1,26
15	5,41	1,28	40	8,30	1,91
16	7,16	1,77	41	9,11	2,02
17	6,48	1,42	42	8,26	1,98
18	8,47	2,03	43	7,83	1,61
19	6,64	1,51	44	7,55	1,61
20	5,88	1,22	45	5,78	1,23
21	10,20	2,32	46	6,92	1,32
22	7,66	1,92	47	7,31	1,65
23	8,10	1,78	48	9,59	2,16
24	5,86	1,47	49	8,52	1,87
25	7,18	1,20	50	5,36	1,15

7.4. Anexo 04: Ficha de Observación – Porcentaje Consultas Resueltas

Tabla 17:

Datos del Indicador Porcentaje Consultas Resueltas

N°	Consultas		N°	Consultas	
	Resueltas (%)	Resueltas (%)		Resueltas (%)	Resueltas (%)
	Pre Test	Post Test		Pre Test	Post Test
01	44,31	77,91	26	45,55	81,75
02	48,24	84,40	27	39,25	69,57
03	52,62	94,09	28	46,88	82,55
04	43,83	78,93	29	42,00	74,45
05	43,83	78,80	30	43,54	74,47
06	52,90	92,29	31	41,99	74,05
07	48,84	85,99	32	54,26	96,62
08	42,65	75,92	33	44,93	81,52
09	47,71	85,85	34	39,71	69,67
10	42,68	74,94	35	49,11	85,74
11	42,67	75,29	36	38,90	68,26
12	46,21	80,26	37	46,04	82,76
13	35,43	61,45	38	35,20	62,65
14	36,38	65,27	39	38,36	67,29
15	42,19	76,39	40	45,98	82,10
16	39,94	70,60	41	48,69	86,33
17	46,57	83,83	42	45,86	82,50
18	40,46	72,05	43	44,42	77,69
19	37,94	66,42	44	43,49	76,56
20	52,33	93,19	45	37,61	66,12
21	43,87	79,68	46	41,40	71,46
22	45,34	80,20	47	42,70	75,95
23	37,88	68,82	48	50,29	89,40
24	42,28	71,51	49	46,72	82,70
25	44,31	77,91	50	36,18	63,79

7.5. Anexo 05: Ficha de Observación – Tasa de Aprendizaje

Tabla 18:

Datos del Indicador Tasa de Aprendizaje

N°	Tasa de	Tasa de	N°	Tasa de	Tasa de
	Aprendizaje (%)	Aprendizaje (%)		Aprendizaje (%)	Aprendizaje (%)
	Pre Test	Post Test		Pre Test	Post Test
01	20,10	85,50	26	21,90	90,10
02	22,50	92,00	27	18,00	88,00
03	19,80	87,20	28	20,30	91,50
04	25,00	95,50	29	23,50	94,00
05	21,00	88,30	30	24,50	93,50
06	23,00	90,50	31	19,50	86,80
07	20,50	86,50	32	24,00	90,00
08	22,00	89,00	33	21,50	89,50
09	19,00	84,80	34	23,80	92,50
10	23,90	91,80	35	20,90	87,90
11	21,20	88,70	36	22,20	90,80
12	23,70	91,00	37	19,40	85,20
13	18,50	84,70	38	25,50	94,50
14	24,90	93,00	39	20,70	87,50
15	21,40	89,30	40	22,40	91,20
16	22,80	91,30	41	18,80	84,50
17	19,70	86,10	42	25,80	95,00
18	25,20	94,10	43	21,10	88,00
19	21,60	89,70	44	23,60	92,20
20	23,30	91,70	45	20,60	87,00
21	19,20	84,30	46	24,70	93,80
22	24,30	92,80	47	21,80	89,90
23	20,40	87,70	48	23,10	91,90
24	23,20	90,40	49	19,60	85,00
25	20,00	86,50	50	24,20	92,60

7.6. Anexo 05: Ficha de Observación – Facilidad de Uso

Tabla 19:

Escala de Valoración

Valor	Categoría
1	Muy Difícil
2	Difícil
3	Normal
4	Fácil
5	Muy Fácil

Tabla 20:

Cuestionario de Facilidad de Uso

N.º	Pregunta	Escala de valoración (1-5)
1	¿Qué tan fácil le resultó aprender a utilizar el sistema de atención para realizar sus consultas?	1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/>
2	¿Qué tan sencilla fue la navegación o interacción con las opciones del sistema?	1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/>
3	¿Qué tan claro y comprensible fue el lenguaje utilizado por el sistema al atender sus consultas?	1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/>
4	¿Qué tan rápido logró obtener la información que necesitaba utilizando el sistema?	1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/>
5	¿Qué tan fácil considera que sería usar nuevamente el sistema sin requerir asistencia?	1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/>

Tabla 21:*Resultados de Facilidad de Uso – Pre Test*

N°	P1 Aprender	P2 Navegación	P3 Lenguaje	P4 Rapidez	P5 Uso Futuro	N°	P1 Aprender	P2 Navegación	P3 Lenguaje	P4 Rapidez	P5 Uso Futuro
1	2	2	1	3	1	26	2	1	2	3	2
2	2	1	2	2	2	27	1	3	2	2	3
3	1	3	2	2	3	28	2	2	1	2	1
4	2	2	1	2	1	29	3	1	2	3	2
5	3	1	2	3	2	30	2	3	1	2	3
6	2	3	1	2	3	31	1	2	2	1	2
7	1	2	2	1	2	32	3	1	3	2	1
8	3	1	3	2	1	33	2	2	1	3	2
9	2	2	1	3	2	34	1	3	2	2	1
10	1	3	2	2	1	35	2	1	3	2	3
11	2	2	1	2	3	36	3	2	1	3	2
12	3	1	2	3	2	37	1	3	2	1	3
13	1	3	2	1	3	38	2	1	3	2	1
14	2	2	1	3	1	39	3	2	1	2	3
15	3	1	2	2	2	40	1	3	2	3	2
16	1	3	2	1	3	41	2	1	3	2	1
17	2	2	1	2	1	42	3	2	1	3	2
18	3	1	2	3	2	43	1	3	2	1	3
19	1	3	2	1	3	44	2	1	3	2	1
20	2	2	1	2	1	45	3	2	1	3	2
21	3	1	2	3	2	46	1	3	2	2	3
22	1	3	2	1	3	47	2	1	3	1	2
23	2	2	1	2	1	48	3	2	1	2	3
24	3	1	2	3	2	49	1	3	2	3	1
25	1	3	2	1	3	50	2	1	3	2	3

Tabla 22:*Resultados de Facilidad de Uso – Post Test*

N°	P1 Aprender	P2 Navegación	P3 Lenguaje	P4 Rapidez	P5 Uso Futuro	N°	P1 Aprender	P2 Navegación	P3 Lenguaje	P4 Rapidez	P5 Uso Futuro
1	4	5	5	4	5	26	5	5	4	5	4
2	5	4	4	5	4	27	4	5	5	5	5
3	4	5	5	5	5	28	5	4	4	5	4
4	5	5	4	5	5	29	4	5	5	4	5
5	5	4	5	4	5	30	5	4	4	5	4
6	4	4	5	5	4	31	5	5	5	5	5
7	5	5	5	4	5	32	4	4	4	4	4
8	4	4	4	4	5	33	5	5	5	5	5
9	5	5	5	5	4	34	4	4	4	5	4
10	4	4	4	4	4	35	5	5	5	4	5
11	5	5	5	5	5	36	4	4	4	5	4
12	4	4	4	4	4	37	5	5	5	5	5
13	5	5	5	5	5	38	4	4	4	4	4
14	4	4	4	4	5	39	5	5	5	5	5
15	5	5	5	5	5	40	4	4	4	4	5
16	4	4	4	4	4	41	5	5	5	5	5
17	5	5	5	5	5	42	4	4	4	4	4
18	4	4	4	5	4	43	5	5	5	5	5
19	5	5	5	5	5	44	4	4	4	4	5
20	4	4	4	4	5	45	5	5	5	5	5
21	5	5	5	5	5	46	4	4	4	4	4
22	4	4	4	4	4	47	5	5	5	5	5
23	5	5	5	5	5	48	4	4	4	5	4
24	4	4	4	4	5	49	5	5	5	5	5
25	5	5	5	5	5	50	4	4	4	4	5