UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

Facultad de Ingeniería y Arquitectura

Ingeniería de Sistemas e Informática

TESIS:

Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning para la ciudad de Ilo

Presentado Por:

Mirian Brenda Condori Calluari

Sheyla Kelly Cuela Camacho

Asesor:

Dr. Aníbal Flores García

Co Asesor:

Ing. Honorio Apaza Alanoca

Para optar:

Título profesional de ingeniero de sistemas e informática

UNAM - Universidad Nacional de Moquegua

Moquegua, mayo de 2025

UNAM
UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

Folio Nº 020

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

Tesis : [X]
Trabajo de Suficiencia Profesional : [ ]
Otro: ..... : [ ]

II. Documento de aprobación para la sustentación:
Resolución de Facultad N°- 047-2025-CF-FACIS - UNAM
Fecha: 18 julio 2025

III. El jurado ha dictaminado la (el) Tesis, TITULADO:
"Desarrollo de un Prototipo de Chatbot Turístico basado en Modelos Deep learning para la Ciudad de Ilo"

Bachiller: Sheyla Kelly Cuela Camacho
Asesor Principal: Anibal Fernando Flores García
Co-Asesor: Honorio Apaza Alanoca

IV. Se dictamina:
Como: Aprobado por Unanimidad la sustentación de manera:
Presencial [X] Virtual [ ]
Con nota: Catorce (14) por lo que; Sí [X] No [ ]
Opta el Título Profesional de INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA .

Siendo las 13:09 horas, del 25 de julio del año 2025 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

Presidente

Esther Tito Chura
Primer Miembro

Victor Yana Mamani
Segundo Miembro

Sheyla Kelly Cuela Camacho
Bachiller

NAL DE
MÁTICA

UNAM

ESCUELA PROFESIONAL DE
INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

Nº 020

Folio Nº 021

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

Tesis : [X]
Trabajo de Suficiencia Profesional : [ ]
Otro: ..... : [ ]

II. Documento de aprobación para la sustentación:

UNAM Resolución de Facultad Nº 047-2025-CF-FACA-UNAM

Fecha: 18 julio 2025

ITULADO: III. El jurado ha dictaminado la (el) Tesis, TITULADO:

do en "Desarrollo de un Prototipo de Chatbot Turístico basado en Modelos Deep Learning para la ciudad de Ilo"

Bachiller: Mirian Brenda Condori Calluari

Asesor Principal: Aníbal Fernando Flores Garcia

Co-Asesor: Honorio Apaza Alanoca

IV. Se dictamina:

nera: Como: Aprobado por Unanimidad la sustentación de manera:

Presencial [X] Virtual [ ]

Con nota: Catorce (14) por lo que; Sí [X] No [ ]

Opta el Título Profesional de INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA .

on la firma Siendo las 13:09 horas, del 25 de julio del año 2025 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

Presidente

Esther Tivo Chura
Primer Miembro

Victor Yana Mamani
Segundo Miembro

Bachiller
Mirian Brenda Condori Calluari

Dedico este trabajo con todo mi cariño y gratitud a mi madre, por ser mi pilar, por su amor incondicional; a mi padre, que ya no está físicamente, pero sigue vivo en mi corazón, por enseñarme a nunca rendirme; a mi hermano, por sus consejos y ánimo en lograr mis objetivos, son mi inspiración para llegar hasta aquí. A mi familia, por su apoyo constante y sus palabras de aliento en los momentos difíciles. Y a mí persona por no desistir, por confiar en el proceso y por demostrarme que soy capaz.

Con toda nuestra gratitud,
Mirian Brenda Condori Calluari

Este trabajo está dedicado con profundo cariño y respeto a mi madre, por ser un ejemplo de fortaleza y ternura; a mi padre, por su sabiduría y enseñanzas que han guiado mi camino. A mi familia, por su amor y apoyo incondicional; a mi hermano, por su compañía silenciosa y ánimo en los momentos difíciles; a los jóvenes estudiantes que sueñan con contribuir al desarrollo tecnológico y científico. Finalmente, a mí, por mi perseverancia y confianza en mi capacidad.

Con toda nuestra gratitud,
Sheyla Kelly Cuela Camacho

Agradecimientos

Queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una u otra manera, hicieron posible la culminación de este trabajo de tesis. En primer lugar, agradecemos a Dios por darnos la salud, la sabiduría y la fortaleza necesarias para afrontar los desafíos académicos y personales a lo largo de esta etapa. A nuestras familias, por su amor incondicional, comprensión y apoyo constante durante todo este proceso. Sus palabras de aliento y confianza en nosotros fueron esenciales para no rendirnos. A nuestro asesor de tesis, por su dedicación, orientación técnica y compromiso durante el desarrollo de esta investigación. Sus conocimientos y experiencia guiaron nuestro trabajo hacia un resultado sólido y riguroso. A nuestros docentes de la carrera de Ingeniería de Sistemas e Informática, por brindarnos una formación integral, así como a la Universidad por proporcionarnos las herramientas y el entorno académico necesarios para nuestro desarrollo profesional. A nuestros compañeros y amigos, quienes nos acompañaron en este camino, compartiendo no solo conocimientos, sino también momentos de esfuerzo, superación y camaradería. Finalmente, agradecemos a todas aquellas personas que, directa o indirectamente, nos motivaron a seguir adelante, y que han dejado una huella significativa en este logro.

Con gratitud,

Mirian Brenda Condori Calluari y Sheyla Kelly Cuela Camacho.

Resumen

Esta tesis presenta el desarrollo de un sistema conversacional inteligente orientado al turismo local de la ciudad de Ilo, Perú, con el objetivo de responder automáticamente a consultas frecuentes de visitantes utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural (PLN). La investigación es de tipo experimental y nivel explicativo, la metodología se dio desde la planificación hasta su despliegue. Se construyó un corpus especializado con 36 intenciones y más de 1000 patrones representativos del lenguaje informal y local, considerando errores ortográficos y jergas propias de la zona. Para el modelado, se entrenaron y evaluaron seis arquitecturas de redes neuronales: GRU, LSTM, CNN+GRU, LSTM+GRU, Transformer Encoder y DistilBERT Multilingüe. En la fase de validación, los modelos Transformer y LSTM+GRU destacaron al obtener valores perfectos de precisión, Recall y F1-score, sin evidencias de sobreajuste. Sin embargo, al ser evaluados con un conjunto de 272 preguntas nuevas, formuladas con mayor complejidad lingüística, los modelos DistilBERT y Transformer mostraron la mayor consistencia en las predicciones según las matrices de confusión, superando a modelos entrenados desde cero. El procesamiento de datos, la implementación de modelos y la generación de visualizaciones se realizaron con Python 3.10 y librerías especializadas. Estos resultados demuestran que, si bien las arquitecturas híbridas tienen alto desempeño durante el entrenamiento, los modelos con atención y pre entrenamiento ofrecen mayor robustez frente a la variabilidad lingüística real. La investigación confirma la viabilidad de aplicar inteligencia artificial para construir chatbots turísticos adaptables, precisos y culturalmente contextualizados.

Palabras clave: Chatbot, Turismo, Procesamiento de Lenguaje Natural, Redes Neuronales, Transformer, Ilo.

Abstract

This thesis introduces the development of an intelligent conversational system tailored to the local tourism domain of ILO, Peru, aiming to automatically answer common visitor queries using natural language processing (NLP) techniques. The research is experimental and explanatory in nature, the methodology was followed from planning to implementation. A specialized corpus was built with 36 intents and over 1000 patterns reflecting informal language, spelling variations, and local slang. Six deep learning architectures were trained and evaluated: GRU, LSTM, CNN+GRU, LSTM+GRU, Transformer Encoder, and multilingual DistilBERT. While validation results showed that Transformer and LSTM+GRU models achieved perfect precision, recall, and F1-score with no overfitting, a test with 272 newly formulated and linguistically complex questions revealed that DistilBERT and Transformer models provided the most consistent predictions, according to confusion matrix analysis. Data processing, model implementation, and visualization generation were performed using Python 3.10 and specialized libraries. These findings highlight that, although hybrid models perform strongly during training, attention-based and pretrained models exhibit superior robustness to real-world language variability. The study confirms the effectiveness of artificial intelligence for building scalable, accurate, and culturally adapted tourism chatbots.

Keywords: Chatbot, Tourism, Natural Language Processing, Neural Networks, Transformer, ILO.

Contenido

I. Planteamiento del problema. 10
1.1. Descripción de la realidad problemática 10
1.2. Formulación del problema de investigación 12
1.2.1. Interrogante general 12
1.2.2. Interrogante especifica 12
1.3. Objetivos 13
1.3.1. Objetivo general 13
1.3.2. Objetivos específicos 13
1.4. Justificación 13
1.5. Variables 14
II. Marco teórico 16
2.1. Antecedentes del problema 16
2.1.1. Turismo en el mundo 16
2.1.2. Uso de chatbots en el turismo 16
2.1.3. Chatbots en la ciudad de Ilo 18
2.1.4. Avances en inteligencia artificial para chatbots 19
2.2. Bases teóricas 20
2.2.1. Introducción a los chatbots 20
2.2.2. Inteligencia artificial y procesamiento de lenguaje natural 22
2.2.3. Arquitecturas de redes neuronales recurrentes 26
2.2.4. Modelos Transformers 28
2.2.5. Evaluación de modelos de IA 31
2.2.6. Turismo en la ciudad de Ilo 36
2.3. Definición de términos 40
III. Metodología 42
3.1. Tipo y nivel de investigación 42
3.1.1. Tipo de investigación 42
3.1.2. Nivel de la investigación 42
3.2. Ámbito temporal y espacial 42
3.3. Población y muestra 43

3.3.1. Población 43
3.3.2. Muestra 43
3.4. Instrumentos metodológicos 44
3.4.1. Técnicas de recolección de datos 44
3.4.2. Instrumentos de evaluación del modelo 45
3.5. Procedimientos 46
3.6. Análisis de datos 47
3.6.1. Presentación de resultados 47
3.6.2. Herramientas y técnicas utilizadas 48
IV. Resultados y discusión 49
4.1. Construcción de corpus 49
4.1.1. Características generales del corpus 49
4.1.2. Características cuantitativas del corpus 51
4.1.3. Diversidad temática del corpus 53
4.1.4. Estratégicas de variabilidad lingüística para la robustez del modelo 55
4.2. Preprocesamiento del corpus 56
4.2.1. Aumento de datos mediante permutación léxica y sinónimos 58
4.2.2. Balanceo del conjunto de entrenamiento 60
4.3. Entrenamiento de modelos 60
4.3.1. Modelos implementados y configuración arquitectónica 61
4.3.2. Condiciones de entrenamiento 68
4.3.3. Seguimiento del rendimiento durante el entrenamiento 70
4.3.4. Evaluación del desempeño 71
4.4. Análisis de modelos con matriz de confusión 74
4.5. Implementación del prototipo web con flask 76
4.6. Arquitectura del sistema 78
4.6.1. Justificación de la tecnología usada 80
V. Conclusiones 82
VI. Recomendaciones 85
Bibliografía 87

Índice de tablas

Tabla 1: Operacionalización de Variables 15
Tabla 2: Lugares turísticos de Ilo 37
Tabla 3: Hoteles en Ilo, Moquegua, Perú 39
Tabla 4: Restaurantes en Ilo, Moquegua, Perú: Nombres e Información Adicional 40
Tabla 5: Arquitectura del modelo GRU 62
Tabla 6: Arquitectura del modelo LSTM 63
Tabla 7: Arquitectura del modelo híbrido LSTM + GRU 64
Tabla 8: Arquitectura del modelo CNN + GRU 65
Tabla 9:Arquitectura del modelo Transformer Encoder Ligero 66
Tabla 10: Arquitectura del modelo DistilBERT multilingue 68
Tabla 11:Comparación de métricas de desempeño entre modelos entrenados 71
Tabla 12: Comparación de predicciones correctas y erróneas por modelo 74

Índice de figuras

Figura 1: Los países más visitados del mundo 11
Figura 2: Clasificación de disciplinario de inteligencia artificial 22
Figura 3: Arquitectura de modelo transformers (Codificador y decodificador) 31
Figura 4: Fotografías de algunas zonas turísticas de Ilo 38
Figura 5: Ejemplo de las estructuras de datos en JSON 51
Figura 6: Corpus base sin aumentos de datos 53
Figura 7: Corpus con aumentos de datos 59
Figura 8: Comparación del desempeño de los modelos durante el entrenamiento 71
Figura 9: Distribución de datos de prueba / test 75
Figura 10: Comparación del desempeño de modelo DISTILBERT con data de prueba. 77
Figura 11: Arquitectura del Prototipo de chatbot turístico 80
Figura 12: Prototipo de chatbot turístico 81
Figura 13: Comparación del desempeño de modelo DISTILBERT con data de prueba. 88
Figura 14: Comparación del desempeño de modelo Transformer con data de prueba. 88
Figura 15: Comparación del desempeño de modelo LSTM+GRU con data de prueba. 88
Figura 16: Comparación del desempeño de modelo CNN+GRU con data de prueba 88
Figura 17: Comparación del desempeño de modelo LSTM con data de prueba. 88
Figura 18: Comparación del desempeño de modelo GRU con data de prueba. 88

I. Planteamiento del problema.

1.1. Descripción de la realidad problemática

A lo largo de la evolución de la humanidad, la comunicación entre dos o más personas ha pasado por diversas transformaciones. Inicialmente, esta comunicación era exclusivamente cara a cara. Con el avance de la tecnología, se dio el salto a la comunicación digital, utilizando diferentes medios tecnológicos como correos electrónicos y aplicaciones de mensajería instantánea, tales como WhatsApp, Messenger y Telegram, entre otros. Estas plataformas han generado una cantidad significativa de datos históricos que, en la era de la inteligencia artificial (IA), poseen un valor adicional. Los modelos de IA necesitan y aprovechan estos datos para su entrenamiento, permitiendo crear sistemas capaces de predecir, clasificar y agrupar información de manera eficiente.

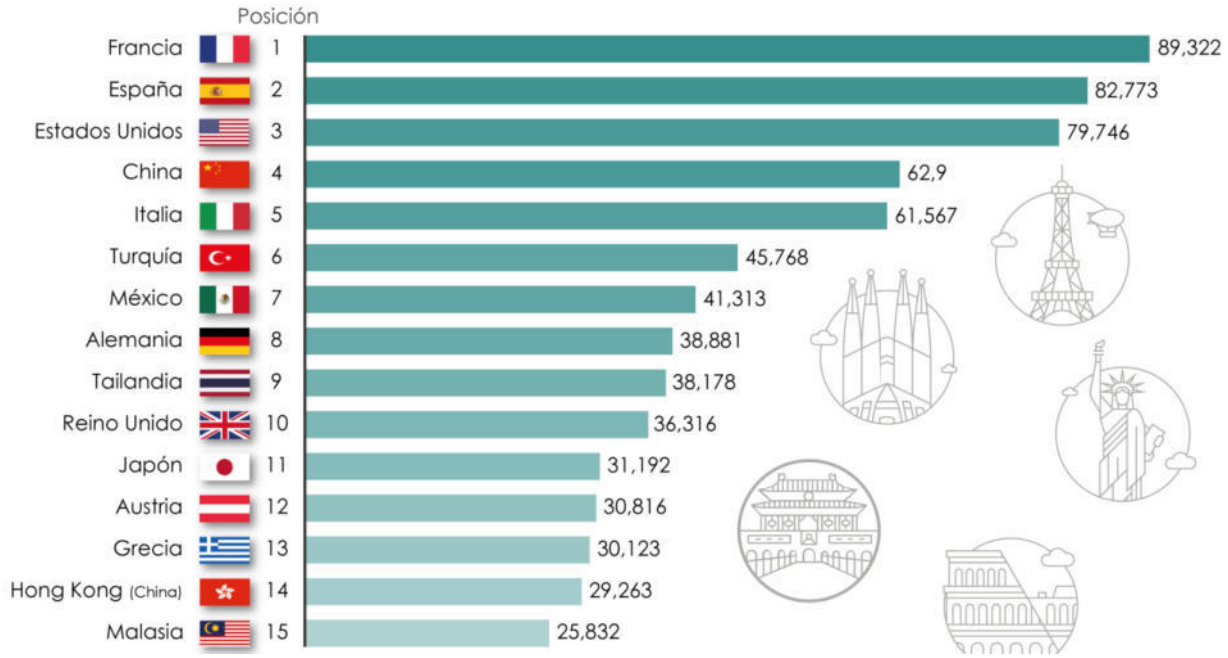
El turismo internacional experimentó un auge significativo en las últimas décadas, con más de 1.100 millones de viajeros anuales, concentrándose particularmente en Europa debido a factores como la libre circulación, la moneda común y la diversidad de países, además de su rico patrimonio y favorable clima. Como señala en la figura 1 elaborado por Abel Gil basado en datos del banco mundial. Francia, España y Estados Unidos lideran la lista de países más visitados, seguidos por China e Italia. El crecimiento entre 2017 y 2018 fue especialmente notable en España, Japón y México.

En el sector turístico, la evolución de las tecnologías digitales ha sido igualmente acelerada. Hoy en día, es común el uso de aplicaciones como Airbnb, Booking y otras herramientas digitales que ayudan tanto a los viajeros como a las empresas hoteleras y turísticas en la gestión de datos relacionados con la búsqueda y reserva de inmuebles, así como la oferta de servicios turísticos. Estas aplicaciones, a lo largo de los años, han acumulado una considerable cantidad de datos históricos, disponibles tanto de manera pública como privada.

El turismo, al estar relacionado con sectores como el hotelería y la gastronomía, presenta una integración de datos con características muy variadas. Entre estas destacan la ubicación de los inmuebles en Airbnb, sus características, los comentarios o retroalimentaciones de los huéspedes, y la proximidad a zonas turísticas de interés. Estos datos son de gran relevancia para el análisis y la optimización de servicios en el sector.

En el estado del arte, se identifican diversas áreas de estudio relacionadas con estos datos, como el análisis de sentimientos de los comentarios de inmuebles y la recomendación de servicios. Por ejemplo, el estudio de (Raja & Juliet, 2023) analiza cómo las interacciones mediante chatbots están revolucionando la forma en que los turistas buscan y reciben información. El análisis de opiniones de usuarios sobre productos o servicios, como las reseñas de hoteles en plataformas como TripAdvisor, se ha convertido en una herramienta clave para mejorar la experiencia del cliente. Sin embargo, procesar grandes volúmenes de datos para identificar sentimientos y clasificar reseñas de manera eficiente sigue siendo un desafío, especialmente en el sector turístico.

Figura 1: Los países más visitados del mundo



Los destinos turísticos inteligentes han comenzado a adoptar tecnologías como los chatbots para gestionar las interacciones con los turistas, mejorando la comunicación y ofreciendo asistencia durante todo el ciclo de la visita. No obstante, existen limitaciones en las funcionalidades que cubren estos chatbots, especialmente en el contexto turístico. Muchas veces no abordan aspectos esenciales para ofrecer una experiencia completa, como menciona (Benaddi, Ouaddi, Souha, Jakimi, & Ouchao, 2024), lo que ha incentivado nuevas propuestas y clasificaciones en su desarrollo.

Por otro lado, los avances en el procesamiento del lenguaje natural (PLN) han demostrado su utilidad en la detección de noticias falsas, como ocurrió durante la pandemia de Covid-19. Según (Alhajri, 2023), el PLN tiene un gran potencial para personalizar mensajes y automatizar traducciones en la industria turística, aunque desarrollar chatbots efectivos sigue requiriendo habilidades avanzadas en IA, como señala (Ouaddi, et al., 2024)

Además, los sistemas de recomendación para el turismo han integrado datos de ubicación, opiniones de hoteles y condiciones ambientales para ofrecer recomendaciones personalizadas adaptadas a las preferencias del usuario (Jeribi, Perumal, & Alhameed, 2024).Sin embargo, los chatbots actuales aún enfrentan desafíos en la personalización y en la integración de nuevos servicios contextuales, limitando su eficacia en el sector, como se menciona en (Fabio Colace, et al., 2019).

Por lo tanto, integrar datos provenientes de diversas fuentes y sectores relacionados con el turismo para preparar modelos de lenguaje natural resulta crucial. Un chatbot entrenado con estos datos ofrecería información mucho más completa, brindando a los usuarios una experiencia similar a conversar con una persona real. A diferencia de las personas, estas tecnologías estarían disponibles las 24 horas del día.

Este proyecto busca investigar los métodos y técnicas más adecuados para integrar, procesar y entrenar modelos de PLN, con el objetivo de lograr un desempeño óptimo y desplegar un prototipo de chatbot capaz de brindar una experiencia superior a los turistas

1.2. Formulación del problema de investigación

1.2.1. Interrogante general

¿Cómo desarrollar un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning que proporcione información relevante y precisa a las consultas de los turistas sobre la ciudad de Ilo?

1.2.2. Interrogante especifica

- ¿Qué tipo de información debe incluirse en el corpus para cubrir las necesidades informativas de los turistas interesados en visitar la ciudad de Ilo?

- ¿Qué técnicas de pre procesamiento son más adecuadas para preparar el corpus en el contexto del desarrollo de chatbots?
- ¿Qué configuraciones específicas de los modelos basado en deep learning son más adecuadas para el entrenamiento del chatbot en el dominio turístico?
- ¿Qué modelo presenta un mejor balance entre precisión y capacidad de generalización en el contexto turístico de Ilo?
- ¿Cuáles son las mejores prácticas para desplegar un prototipo de chatbot en un entorno funcional o simulado?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning que proporcione información relevante a las consultas de los turistas sobre la ciudad de Ilo.

1.3.2. Objetivos específicos

- Construir un corpus de preguntas y respuestas relacionadas con los principales atractivos turísticos de la ciudad de Ilo.
- Pre procesar el corpus para garantizar su calidad y adecuación al entrenamiento de modelos de inteligencia artificial.
- Implementar modelos basado en deep learning para el desarrollo del chatbot y entrenarlos con el corpus pre procesado.
- Evaluar el desempeño de los modelos en términos de métricas relevantes como precisión y Recall.
- Desplegar un prototipo funcional del chatbot que permita interactuar con los usuarios y responder sus consultas en tiempo real.

1.4. Justificación

El turismo es un sector económico clave con el potencial de impulsar el desarrollo social y económico de las comunidades locales. Sin embargo, ciudades con bajo flujo turístico, como Ilo, ubicada en la región Moquegua, Perú, enfrentan el desafío de visibilizar sus atractivos y mejorar la experiencia de los visitantes. Ilo cuenta con recursos turísticos de gran valor, como playas, monumentos históricos y actividades culturales, pero carece de estrategias tecnológicas integrales que faciliten el acceso a información relevante para los turistas.

En este contexto, el desarrollo de un chatbot turístico se presenta como una alternativa innovadora y eficiente. Un chatbot puede proporcionar respuestas inmediatas, precisas y accesibles las 24 horas, respondiendo a las preguntas más comunes de los turistas sobre lugares turísticos, alojamientos, restaurantes y eventos locales. Esto no solo mejora la experiencia del visitante, sino que también contribuye a la promoción del destino, incrementando su atractivo turístico y, potencialmente, su afluencia de visitantes.

Además, este proyecto tiene un valor académico significativo al explorar cómo las tecnologías de inteligencia artificial, específicamente los chatbots, pueden ser aplicadas en un contexto local para resolver problemas prácticos. La investigación incluirá el desarrollo de un corpus de datos representativo, su procesamiento, la implementación de modelos de aprendizaje automático y la evaluación de su desempeño. Estos aspectos permitirán analizar la efectividad de los chatbots en contextos turísticos poco explorados, generando conocimiento aplicable para otros destinos con características similares.

Por último, el proyecto también tiene un impacto social, ya que fomenta el desarrollo sostenible del turismo en Ilo al destacar la riqueza cultural y natural de la ciudad. Esto puede beneficiar a los habitantes al generar mayores ingresos para los negocios locales, crear nuevas oportunidades económicas y fortalecer la identidad cultural de la región.

1.5. Variables

En la presente investigación, se han definido dos variables principales para evaluar el desempeño del chatbot turístico basado en modelos de inteligencia artificial (IA). Estas variables son: Modelos de Inteligencia Artificial (IA) como variable independiente y Desempeño del Chatbot como variable dependiente. A continuación, se detallan las características y los indicadores asociados a cada una de estas variables.

Tabla 1: Operacionalización de Variables

Variable	Descripción	Indicadores
1. **VI: Modelos de Inteligencia Artificial(IA)**	La variable independiente de este estudio son las diferentes arquitecturas de modelos de IA que se implementarán y entrenarán para desarrollar el chatbot. Se utilizarán tres tipos de modelos LSTM, GRU y Transformers.	▪ Tipo de modelo: LSTM, GRU, y Transformers. ▪ Hiperparámetros ajustados: Número de capas, tamaño de la red neuronal, tasa de aprendizaje.
2. **VD: Desempeño de Chatbot**	La variable dependiente es la calidad de las respuestas generadas por el chatbot al interactuar con los usuarios. Esta variable será evaluada a través de varios indicadores claves que permitirán medir la efectividad del chatbot en función de las consultas por turistas.	▪ Precisión: Porcentaje de respuestas correctas en relación con el total de respuestas proporcionadas. ▪ Recall (Recobrado): Proporción de respuestas correctas con respecto al total de respuestas correctas posibles. ▪ F1-Score: Métrica que combina precisión y recall. ▪ Tiempo de Respuesta: Tiempo promedio que el chatbot tarda en generar una respuesta.

Estas variables y sus respectivos indicadores permitirán evaluar de manera exhaustiva el rendimiento y la eficiencia del chatbot, lo que facilitará la comparación entre los diferentes modelos de IA (LSTM, GRU y Transformers) y proporcionará una base sólida para la toma de decisiones sobre la viabilidad de su implementación en el sector turístico de Ilo.

II. Marco teórico

2.1. Antecedentes del problema

2.1.1. Turismo en el mundo

El turismo ha crecido de manera exponencial en las últimas décadas, convirtiéndose en uno de los sectores económicos más importantes a nivel mundial. Este fenómeno ha sido facilitado por la mejora de las condiciones de vida, el aumento de la conectividad global y el acceso a nuevas tecnologías que permiten a los turistas planificar sus viajes con facilidad. Según un estudio de (Raja & Juliet, 2023). las reseñas y los comentarios de los turistas en plataformas como TripAdvisor proporcionan información valiosa para las empresas del sector, permitiéndoles mejorar los servicios y productos que ofrecen a los viajeros. Sin embargo, aún existen destinos turísticos que enfrentan desafíos en atraer a una cantidad significativa de visitantes. En este sentido, las tecnologías emergentes, como los sistemas de recomendación basados en inteligencia artificial, han comenzado a jugar un papel crucial en la mejora de la experiencia del turista y la promoción de lugares de interés.

El uso de sistemas de recomendación en turismo ha sido ampliamente estudiado, con ejemplos como el de un sistema que ofrece recomendaciones personalizadas de turismo cultural, teniendo en cuenta factores como las condiciones climáticas y la disponibilidad de actividades. Este tipo de soluciones tecnológicas busca optimizar la experiencia del viajero, ayudándole a seleccionar las mejores opciones durante su visita a destinos turísticos (Jeribi, Perumal, & Alhameed, 2024). Sin embargo, la aplicación de estas tecnologías aún está en una fase de expansión, con muchos destinos turísticos sin una infraestructura digital adecuada para aprovechar estas oportunidades.

2.1.2. Uso de chatbots en el turismo

En los últimos años, los chatbots se han convertido en una herramienta clave para la atención al cliente en el sector turístico. Estos sistemas automatizados permiten a los turistas obtener

información de manera rápida y sencilla sobre destinos, actividades, hoteles y restaurantes. Los chatbots utilizan inteligencia artificial para interactuar con los usuarios y proporcionarles respuestas personalizadas en función de sus consultas. Sin embargo, según (Benaddi, Charaf, Souha, Jakimi, & Ouchao, 2024), los chatbots tradicionales, aunque efectivos, aún presentan limitaciones en cuanto a la cobertura de necesidades más complejas de los turistas, como la planificación de itinerarios completos o la integración con sistemas de recomendación avanzados.

Los chatbots, definidos como programas informáticos que simulan conversaciones humanas mediante inteligencia artificial (IA) y procesamiento de lenguaje natural (PLN), han sido implementados en diversas etapas del viaje: desde la planificación y reserva hasta la atención postventa. Su capacidad para ofrecer respuestas instantáneas, personalizadas y disponibles las 24 horas ha demostrado ser valiosa para satisfacer las demandas de los turistas modernos (Inbenta, 2020).

Un ejemplo interesante de chatbot aplicado al turismo es el sistema "Smart Guidance" implementado en Jeddah, Arabia Saudita. Este chatbot, según (Alotaibi, Ali, Alharthi, & Almehamdi, 2020), ayuda a los turistas a navegar por la ciudad y acceder a información relevante sobre los lugares de interés, mejorando la experiencia turística al ofrecer una interacción más fluida y personalizada. A pesar de los avances, aún existen retos significativos en cuanto a la integración de chatbots con sistemas de recomendación de turismo y la personalización de las interacciones, lo que limita su efectividad en algunos casos.

Estudios recientes han evaluado la efectividad de los chatbots en el sector turístico. Por ejemplo, Orden-Mejía y Huertas (Orden-Mejía & Huertas, 2022) analizaron el chatbot "Victoria la Malagueñas", destacando atributos como la informatividad, empatía, accesibilidad e interactividad como determinantes en la satisfacción del usuario. Asimismo, investigaciones han señalado que la implementación de chatbots en destinos turísticos inteligentes contribuye a la mejora de la imagen del destino y a la intención de visita por parte de los turistas (Orden-Mejía & Huertas, 2022).

En América Latina, aunque la adopción de chatbots en el turismo aún se encuentra en una fase incipiente, se han registrado iniciativas destacadas. Por ejemplo, en Bogotá, Colombia, se lanzó Candelaria, un chatbot de IA generativa diseñado para orientar a los turistas nacionales y extranjeros, mejorando su experiencia en la ciudad (Medina, 2024). Además, un estudio

bibliométrico reciente analizó el impacto emergente de la IA en el sector turístico, destacando la creciente producción científica en la región (Castillo-Ortiz , Guevara-Martínez, & Villar-Patiño, 2025).

A pesar de estos avances, existen desafíos en la implementación de chatbots en el turismo, especialmente en destinos menos consolidados. La falta de estudios específicos sobre su efectividad en ciudades con menor visibilidad turística, como Ilo, Perú, resalta la necesidad de investigaciones que aborden estas brechas y propongan soluciones adaptadas a contextos locales.

2.1.3. Chatbots en la ciudad de Ilo

El uso de modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) para mejorar la interacción entre usuarios y sistemas de información ha sido ampliamente investigado en el ámbito educativo. El desarrollo de chatbots como herramientas para responder preguntas frecuentes es un área en crecimiento, especialmente en el contexto de las universidades, donde los graduados enfrentan la complejidad y volumen de las regulaciones académicas.

En este sentido, (Apaza, et al., 2024).proponen el uso de modelos de NLP para clarificar las regulaciones de grado en universidades peruanas. Su investigación destaca la importancia de la precisión en las respuestas generadas por el chatbot, enfocándose en modelos como LSTM, BiLSTM, GRU y BiGRU. Los resultados obtenidos muestran que el modelo BiGRU alcanzó una precisión del 99.57\%, seguido por BiLSTM con 99.15\%, LSTM con 98.36\% y GRU con 98.10\%. Estos hallazgos refuerzan la idea de que los chatbots basados en modelos recurrentes, como los RNN, son eficaces para manejar consultas académicas específicas, mejorando la interacción y el acceso a la información para los graduados (Apaza, et al., 2024).

Por otro lado, (Velásquez, Coaguila , Apaza, Yana, & Silva, 2024).examinan la implementación y evaluación de modelos de redes neuronales recurrentes para un chatbot de admisiones universitarias. En su trabajo, se comparan varias arquitecturas de RNN, incluyendo LSTM y BiLSTM, y se evalúa su rendimiento en términos de precisión, donde los modelos BiGRU y BiLSTM sobresalen por su capacidad para entender y responder preguntas de manera más efectiva (Velásquez, Coaguila , Apaza, Yana, & Silva, 2024).

Adicionalmente, (Apaza, et al., 2024).sobre el desarrollo de un prototipo de chatbot para servir a los graduados en el proceso de obtención de títulos académicos resalta la relevancia de entrenar a los chatbots con un corpus específico de preguntas y respuestas extraídas de las normativas de la universidad. La creación de un chatbot para gestionar consultas relacionadas con los requisitos de grados y títulos en la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM) es una propuesta innovadora que tiene como objetivo optimizar los recursos administrativos y mejorar la experiencia de los estudiantes, asegurando la precisión y relevancia de la información proporcionada (Apaza, et al., 2024).

Estas investigaciones demuestran el potencial de los chatbots basados en NLP para transformar la forma en que las universidades gestionan las consultas de los graduados, proporcionando una solución accesible, eficiente y precisa para resolver dudas sobre regulaciones académicas. Todas estas investigaciones han sido estudiados e implementados en la ciudad de Ilo, Universidad Nacional de Moquegua y sede Ilo.

2.1.4. Avances en inteligencia artificial para chatbots

La inteligencia artificial ha jugado un papel crucial en la evolución de los chatbots, especialmente en el campo del procesamiento del lenguaje natural (NLP). Los avances en esta área han permitido a los chatbots comprender mejor el lenguaje humano y ofrecer respuestas más precisas y contextuales. Los modelos de IA, como los basados en redes neuronales profundas, han permitido mejorar la clasificación de intenciones y la extracción de entidades, lo que hace que las interacciones entre el chatbot y el usuario sean más naturales. Un avance destacado es el modelo de IA HIST propuesto en (Ahmed, Khan, & Munir, Conversational AI: An Explication of Few-Shot Learning Problem in Transformers-Based Chatbot Systems, 2024), que mejora el rendimiento en situaciones de aprendizaje con pocos ejemplos, algo que es esencial para proporcionar respuestas efectivas con datos limitados.

Por otro lado, los sistemas de recomendación en el ámbito del turismo han avanzado considerablemente, gracias a la implementación de redes neuronales recurrentes (RNN) y otros modelos de aprendizaje automático. Estos sistemas no solo consideran datos históricos y de geolocalización, sino también las preferencias personales de los turistas, mejorando la personalización y la relevancia de las recomendaciones. En este sentido, los sistemas propuestos

en (Ahmed, Khan, & Munir, 2024) utilizan algoritmos avanzados de recomendación que permiten generar itinerarios adaptados a las preferencias de los turistas, considerando variables como las condiciones ambientales y los intereses culturales.

Asimismo, el uso de modelos de IA como BERT y RoBERTa ha optimizado el procesamiento del lenguaje en chatbots turísticos, permitiéndoles comprender mejor las preguntas complejas y ofrecer respuestas más contextuales. Estos avances no solo mejoran la experiencia del usuario, sino que también permiten a las plataformas turísticas recopilar y analizar grandes cantidades de datos para mejorar continuamente los servicios ofrecidos (Nguyen, Tran, Nham , Nguyen, & Le, 2024). La integración de estas tecnologías está transformando el panorama del turismo, abriendo nuevas posibilidades para la personalización de la experiencia turística a través de chatbots inteligentes.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Introducción a los chatbots

Los chatbots, también conocidos como agentes conversacionales o asistentes virtuales, representan una interfaz de interacción humano-computadora que simula una conversación con usuarios humanos a través de texto o voz. Su objetivo principal es automatizar tareas, proporcionar información, ofrecer soporte al cliente o simplemente entretener a los usuarios. La evolución de los chatbots ha estado íntimamente ligada a los avances en inteligencia artificial, procesamiento del lenguaje natural y la computación en general.

Los orígenes de los chatbots se remontan a mediados del siglo XX, con programas pioneros como ELIZA (Weizenbaum, 1966) un programa que simulaba un psicoterapeuta rogeriano. Aunque ELIZA se basaba en reglas simples de coincidencia de patrones, sentó las bases para la investigación en la interacción hombre-máquina mediante lenguaje natural. Posteriormente, otros sistemas como PARRY (Colby, 1975), diseñado para simular a una persona con esquizofrenia paranoide, exploraron enfoques más complejos.

En las décadas siguientes, el desarrollo de los chatbots se vio limitado por las capacidades computacionales y las técnicas de PLN disponibles. Sin embargo, con el auge del aprendizaje

automático (AA) y, más recientemente, el aprendizaje profundo (AD), los chatbots experimentaron un renacimiento significativo.

Los chatbots pueden clasificarse en diferentes categorías según su arquitectura y la forma en que procesan el lenguaje natural:

- **Basados en Reglas (Rule-based):** Estos chatbots operan siguiendo un conjunto predefinido de reglas y flujos de conversación. Las respuestas se basan en patrones preestablecidos y palabras clave. Si bien son fáciles de implementar para tareas sencillas, su capacidad de comprensión y manejo de conversaciones complejas es limitada (Hill, Randolph, & Abbasi, 2015).

- **Basados en Recuperación (Retrieval-based):** Seleccionan la mejor respuesta de un conjunto predefinido de respuestas basándose en la entrada del usuario. Utilizan técnicas de recuperación de información como la coincidencia de palabras clave, la similitud semántica o el aprendizaje automático para clasificar y seleccionar la respuesta más adecuada.

- **Generativos (Generative-based):** Utilizan modelos de lenguaje para generar respuestas nuevas en lugar de seleccionar respuestas predefinidas. Estos modelos, a menudo basados en redes neuronales recurrentes (RNNs) o transformadores, aprenden a generar texto similar al humano a partir de grandes conjuntos de datos. Si bien son más flexibles y pueden manejar conversaciones más complejas, presentan desafíos como la generación de respuestas incoherentes o gramaticalmente incorrectas (Vinyals & Le, 2015).

- **Híbridos**: Combinan elementos de los enfoques anteriores para aprovechar sus ventajas y mitigar sus desventajas. Por ejemplo, un chatbot híbrido podría usar reglas para manejar consultas sencillas y un modelo generativo para conversaciones más complejas.

Los chatbots se han implementado en diversas industrias debido a su versatilidad. En atención al cliente, facilitan soporte técnico, gestionan quejas y responden preguntas frecuentes. En comercio electrónico, asisten en compras, recomiendan productos y procesan pedidos. En salud, programan citas, brindan información sobre enfermedades y ofrecen apoyo emocional. En educación, actúan como tutores personalizados y facilitan el aprendizaje. Finalmente, en turismo,

recomiendan destinos, proporcionan información sobre atracciones y gestionan reservas, destacando su capacidad para mejorar la experiencia del usuario en cada sector.

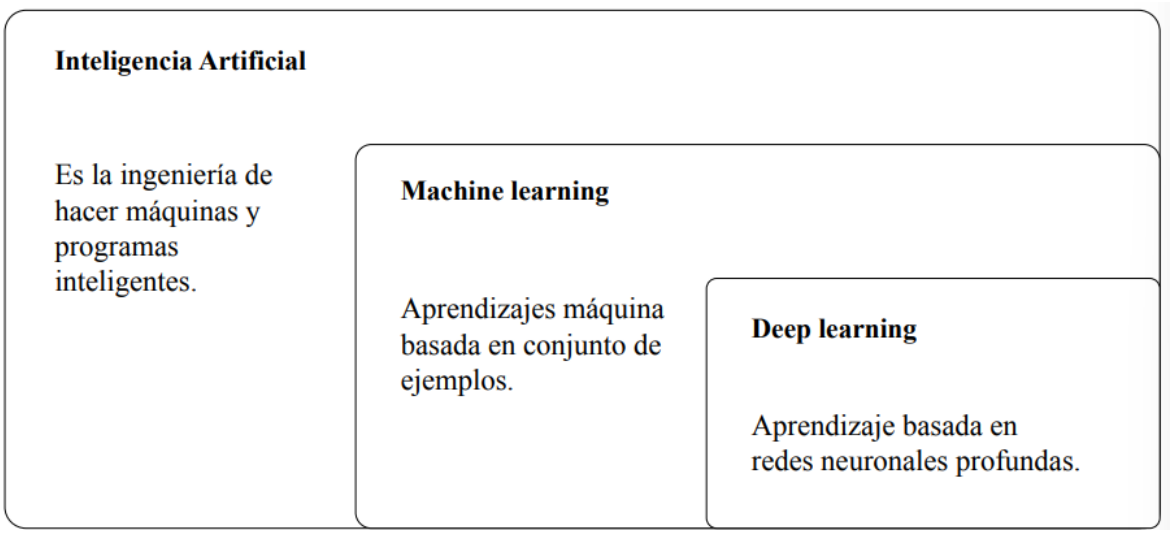
Los chatbots ofrecen numerosas ventajas, como la disponibilidad 24/7, la reducción de costos operativos y la escalabilidad. Sin embargo, también presentan desafíos, como la dificultad para comprender el lenguaje natural en toda su complejidad, la falta de empatía humana y la necesidad de un mantenimiento continuo (Følstad, Nordheim, & Bjørkli, 2018).

2.2.2. Inteligencia artificial y procesamiento de lenguaje natural

La inteligencia artificial y el procesamiento del lenguaje natural son campos interrelacionados que juegan un papel fundamental en el desarrollo de chatbots modernos. La IA proporciona el marco general para la creación de sistemas inteligentes, mientras que el PLN se centra específicamente en la capacidad de las computadoras para comprender, interpretar y generar lenguaje humano.

La inteligencia artificial se define ampliamente como la capacidad de las máquinas para realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el razonamiento, el aprendizaje, la percepción y la resolución de problemas (Russel & Norving, 2021). La IA abarca una amplia gama de subcampos, como se puede apreciar en la figura 2.

Figura 2: Clasificación de disciplinario de inteligencia artificial



Aprendizaje automático

El Aprendizaje Automático o *Machine Learning* en inglés, se centra en el desarrollo de algoritmos que permiten a las computadoras aprender de los datos sin necesidad de ser programadas explícitamente para cada tarea (Murphy, 2012). En lugar de seguir un conjunto de reglas predefinidas, los algoritmos de aprendizaje automático identifican patrones, hacen predicciones y toman decisiones basadas en la información que se les proporciona. Esto es crucial para los chatbots, ya que les permite adaptarse a diferentes usuarios, contextos y consultas.

Tipos de Aprendizaje Automático relevantes para Chatbots:

- **Aprendizaje Supervisado:** El algoritmo aprende a partir de un conjunto de datos etiquetados, donde cada entrada está asociada con una salida correcta. Por ejemplo, un conjunto de datos con preguntas de usuarios etiquetadas con la intención correspondiente ("reservar hotel", "consultar precio", etc.). Los algoritmos más comunes son:
    - **Clasificación:** Se utiliza para predecir una categoría o clase. En chatbots, se usa para la clasificación de intenciones (entender la intención del usuario). Ejemplos de algoritmos: Naive Bayes, Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), Regresión Logística, Redes Neuronales (menos profundas que en AD) (Bishop, 2006)
    - **Regresión:** Se utiliza para predecir un valor numérico. Menos común en chatbots, pero podría usarse para predecir, por ejemplo, el tiempo de espera estimado para una respuesta humana. Ejemplos de algoritmos: Regresión Lineal, Regresión Polinómica.

- **Aprendizaje No Supervisado:** El algoritmo aprende a partir de datos sin etiquetas. Se utiliza para encontrar patrones ocultos en los datos. En chatbots, podría usarse para agrupar consultas similares o identificar temas emergentes en las conversaciones. Ejemplos de algoritmos: Clustering (K-Means, DBSCAN), Reducción de Dimensionalidad (PCA) (Jain, Murty, & Flynn, 1999).

- **Aprendizaje por Refuerzo:** El algoritmo aprende interactuando con un entorno y recibiendo recompensas o castigos por sus acciones. Podría usarse para entrenar chatbots que aprenden a mantener conversaciones más naturales y efectivas a través de la

interacción con usuarios reales (aunque es más complejo de implementar) (Sutton & Barto, 2018).

Aprendizaje profundo

El Aprendizaje Profundo o Deep Learning, es un subcampo del aprendizaje automático que utiliza redes neuronales artificiales con múltiples capas (redes neuronales profundas) para modelar abstracciones de alto nivel en los datos (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015). Estas redes, inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, son capaces de aprender representaciones complejas de los datos, lo que las hace muy efectivas para tareas como el procesamiento del lenguaje natural, el reconocimiento de imágenes y el reconocimiento de voz.

Arquitecturas de Redes Neuronales Profundas relevantes para Chatbots:

- **Redes Neuronales Recurrentes (RNNs):** Especialmente útiles para procesar secuencias de datos, como el texto. Las variantes LSTM y GRU son cruciales para modelar dependencias a largo plazo en el lenguaje.
- **Redes Neuronales Convolucionales (CNNs):** Si bien son más comunes en visión por computadora, también se han utilizado en NLP para tareas como la clasificación de texto (Kim, Convolutional Neural Networks for Sentence Classification, 2014a)
- **Modelos Transformer:** La arquitectura dominante actual en NLP. Se basa en el mecanismo de autoatención, que permite a la red ponderar la importancia de diferentes partes de la entrada. Los modelos basados en Transformer, como BERT, GPT y sus variantes, han logrado resultados impresionantes en diversas tareas de PLN, incluyendo la comprensión y generación del lenguaje natural para chatbots (Vaswani, et al., 2023).

La atención distribuida es fundamental para los chatbots, ya que les permite comprender mejor el contexto de las conversaciones gracias a las redes neuronales profundas que capturan dependencias complejas en el lenguaje. Además, facilita la generación de respuestas más naturales y coherentes mediante modelos de lenguaje generativos basados en aprendizaje profundo, y mejora su capacidad para manejar la ambigüedad y la variabilidad inherentes al lenguaje humano.

Procesamiento del Lenguaje Natural

El procesamiento del lenguaje natural es un campo de la IA que se dedica a la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano. Su objetivo principal es permitir que las computadoras comprendan, interpreten y generen lenguaje humano de una manera significativa (Chowdhury, 2003).

La Comprensión del Lenguaje Natural es una disciplina clave dentro del procesamiento del lenguaje natural que se enfoca en la interpretación precisa del lenguaje humano. Entre sus tareas fundamentales se encuentran el análisis sintáctico, que descompone las oraciones para entender su estructura gramatical, y el análisis semántico, que busca interpretar el significado de las palabras y las frases en su contexto. Otra tarea esencial es el Reconocimiento de Entidades Nombradas, que identifica y clasifica elementos clave como nombres propios, fechas y lugares. Además, el análisis de sentimiento evalúa las emociones o actitudes expresadas en el texto, mientras que la clasificación de intenciones determina el propósito detrás de las expresiones lingüísticas, como hacer una consulta o expresar una queja.

Por otro lado, la Generación del Lenguaje Natural se encarga de producir texto coherente y comprensible en lenguaje humano. Esta área incluye tareas como la planificación del texto, que organiza la información para transmitir un mensaje claro; la generación de oraciones, que crea frases gramaticalmente correctas y relevantes; y la realización textual, que adapta el contenido para que sea fluido y natural en su presentación. Ambas áreas, NLU y NLG, son fundamentales para desarrollar sistemas avanzados de procesamiento del lenguaje, como los chatbots, que requieren interpretar y generar lenguaje humano de manera efectiva.

Los chatbots utilizan técnicas de PLN para comprender la entrada del usuario y generar respuestas relevantes. La IA, y en particular el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo, permiten a los chatbots aprender de los datos y mejorar su rendimiento con el tiempo. Por ejemplo, un chatbot puede utilizar un modelo de clasificación de intenciones (una tarea de NLU) para determinar qué quiere el usuario y un modelo de generación de texto (una tarea de NLG) para formular una respuesta adecuada. Los modelos de lenguaje basados en transformadores (como BERT o GPT) han revolucionado el campo del PLN y han permitido la creación de chatbots mucho más sofisticados y capaces.

2.2.3. Arquitecturas de redes neuronales recurrentes

Las Redes Neuronales Recurrentes (RNNs) se diferencian de las redes neuronales tradicionales (como las *feedforward*) porque tienen una "memoria". Esta memoria les permite procesar secuencias de datos, donde el orden de los elementos es importante. Funcionan manteniendo un estado oculto que se actualiza a medida que la red procesa cada elemento de la secuencia.

El problema del desvanecimiento del gradiente:

Un desafío importante con las RNNs básicas es el problema del desvanecimiento del gradiente durante el entrenamiento. A medida que la red procesa secuencias largas, el gradiente (que se utiliza para ajustar los pesos de la red) puede volverse muy pequeño, lo que dificulta el aprendizaje de dependencias a largo plazo. Esto significa que la red puede tener dificultades para recordar información de pasos anteriores en la secuencia.

Para solucionar este problema, se desarrollaron arquitecturas más avanzadas:

Redes LSTM (Long Short-Term Memory)

Las LSTM introducen celdas de memoria que permiten almacenar información durante largos períodos, gracias a tres tipos principales de compuertas:

- **Compuertas de entrada ($\boldsymbol{i_t}$):** Controla cuánta información nueva se almacena en la celda:

$$\boldsymbol{i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)}$$

donde:

  - x_t : Entrada en el tiempo t,
  - h_{t-1}: Estado oculto anterior,
  - W_i, U_i: Matrices de pesos,
  - b_i: Sesgos.
  - σ: Función sigmoide

- **Compuerta de olvido ($\boldsymbol{f_t}$):** Decide qué información descartar de la celda de memoria:

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W_i x_t} + \boldsymbol{U_i h_{t-1}} + \boldsymbol{b_f})$$

- **Compuerta de salida ($\boldsymbol{o_t}$):** Controla qué información se utiliza para generar la salida:

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$

La actualización del estado de la celda (c_t) y el estado oculto (h_t) se calcula como:

$$\hat{\mathrm{C}}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \hat{\mathrm{C}}_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Donde $\odot$ denota el producto elemento a elemento. Gracias a este diseño, las LSTM pueden aprender dependencias a largo plazo, superando el problema del desvanecimiento del gradiente (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Unidades Recurrentes Cerradas (GRUs)

Las GRUs son una variante simplificada de las LSTM. Combinan las funcionalidades de las compuertas de entrada y olvido en una única **compuerta de actualización ($\boldsymbol{z_t}$),** que controla cuánta información nueva se almacena:

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z)$$

Además, tienen una **compuerta de reinicio ($\boldsymbol{r_t}$),** que decide qué parte del estado oculto anterior se olvida:

$$\boldsymbol{r_t} = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r)$$

El nuevo estado oculto ($\check{\mathrm{h}}_t$) y el estado actualizado (h_t) se calculan como:

$$\check{\mathrm{h}}_t = tanh\,(W_h x_t + r_t \odot (U_h h_{t-1}) + b_h\,)$$

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \check{\mathrm{h}}_t$$

Las GRUs son más simples y eficientes computacionalmente que las LSTM, aunque pueden ser ligeramente menos potentes en ciertas tareas (Cho, et al., 2014).

Las redes neuronales recurrentes, incluidas sus variantes LSTM y GRU, han demostrado ser herramientas efectivas en el desarrollo de chatbots, permitiendo aplicaciones como el modelado del lenguaje, el reconocimiento de intenciones, la traducción automática y la generación de diálogos. Sin embargo, estas arquitecturas enfrentan limitaciones importantes, como su dificultad para capturar dependencias muy largas en el texto y su procesamiento secuencial, lo que puede afectar su eficiencia y capacidad para manejar contextos complejos en conversaciones extensas.

2.2.4. Modelos Transformers

Los modelos Transformer, introducidos en el artículo "Attention is All You Need" (Vaswani, et al., 2023), representan un cambio de paradigma con respecto a las arquitecturas recurrentes. La principal innovación de los Transformers es el mecanismo de **autoatención** (*self-attention*), que les permite procesar toda la secuencia de entrada en paralelo, a diferencia del procesamiento secuencial de las RNNs.

Mecanismo de autoatención:

El mecanismo de autoatención permite al modelo ponderar la importancia de cada palabra en la secuencia en relación con todas las demás palabras. En lugar de procesar la secuencia palabra por palabra, el modelo calcula una representación contextualizada de cada palabra considerando su relación con el resto de la secuencia. Esto le permite capturar dependencias a largo alcance de manera mucho más efectiva que las RNNs y, además, permite la paralelización del procesamiento, lo que resulta en un entrenamiento significativamente más rápido.

Componentes principales de un transformer:

Un Transformer se compone principalmente de dos partes, como se muestra en la figura 2:

- **Codificador (Encoder):** El codificador toma una secuencia de entrada de textos $X = (x_1, x_2, \dots \dots, x_n)$, donde x_i es el vector de entrada en el paso i. Utilizando múltiples capas de autoatención y redes feedforward, genera una representación contextualizada para cada posición en la secuencia.

El proceso del codificador puede resumirse matemáticamente como:

$$\boldsymbol{Z} = Encoder(X),$$

donde $\mathbf{Z} = (z_1, z_2, \dots\dots, z_n)$ son las representaciones generadas. Cada vector z_i captura tanto la información local como las dependencias a largo alcance gracias al mecanismo de autoatención:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{d_k}\right)V,$$

donde:

- $Q = \boldsymbol{X}W_Q, K = \boldsymbol{X}W_K, V = \boldsymbol{X}W_V$: Proyecciones lineales de las entradas.
- d_k: Dimendión de las claves *K*.

La salida de cada capa del codificador pasa por una red feedfordward y una normalización:

$$FFN\ (z_i) = ReLU\ (z_i W_1 + b_1)W_2 + b_2$$

- **Decodificador (Decoder):** El decodificador toma la representación generada por el codificador (**Z**) y, utilizando una secuencia de entrada parcial $\boldsymbol{Y} = (y_1, y_2, \dots\dots, y_{t-1})$, produce una probabilidad para el siguiente token y_t.

  Matemáticamente, el decodificador se define como:

$$P(y_t | y_{<t}, \boldsymbol{X}) = Decoder\ (y_{<t}, \boldsymbol{Z})$$

  Donde la arquitectura del decodificador incorpora dos tipos de mecanismos de atención:

  - **Autoatención en el decodificador:** Similar al codificador, pero enmascarando posiciones futuras para mantener la causalidad

$$MaskedAttention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{d_k} + \boldsymbol{M}\right)V,$$

  donde **M** es una máscara que asigna **-∞** a las posiciones no permitidas.

- **Atención cruzada con el codificador:** Integra la presentación contextualizada por el codificador:

$$CrossAttention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{d_k}\right)V,$$

donde $Q = \boldsymbol{Y}W_Q, K = \boldsymbol{Z}W_K, V = \boldsymbol{Z}W_V$

Finalmente, el decodificador produce una probabilidad sobre el vocabulario para el siguiente token utilizando una capa softmax:

$$P(y_t) = softmax\ (h_t W_0 + b_0),$$

donde h_t es la salidad final del decodificador en el tiempo t.

Los Transformers presentan claras ventajas sobre las RNNs, destacándose su capacidad de paralelización, que permite un entrenamiento más rápido mediante el procesamiento simultaneo de datos gracias al mecanismo de autoatención. Además, este mecanismo facilita el manejo de dependencias a largo alcance en secuencias de texto, capturando relaciones entre palabras independientemente de su posición. Los Transformers también tienen una mayor capacidad de modelado para procesar datos complejos, lo que los hace superiores en tareas de lenguaje natural (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2018) (Radford, Karthik, Salimans, & Sutskever, 2018) (Brown, et al., 2020).

Entre los modelos más destacados basados en Transformers se encuentran BERT, que utiliza un enfoque bidireccional para comprender el contexto de las palabras, y GPT, diseñado para la generación de texto, con versiones como GPT-2 y GPT-3 que han demostrado sobresalir en la creación de contenido coherente y de alta calidad (Radford, Karthik, Salimans, & Sutskever, 2018) (Brown, et al., 2020). Otros modelos como RoBERTa, XLNet y ALBERT aportan mejoras específicas que optimizan el rendimiento en diferentes tareas.

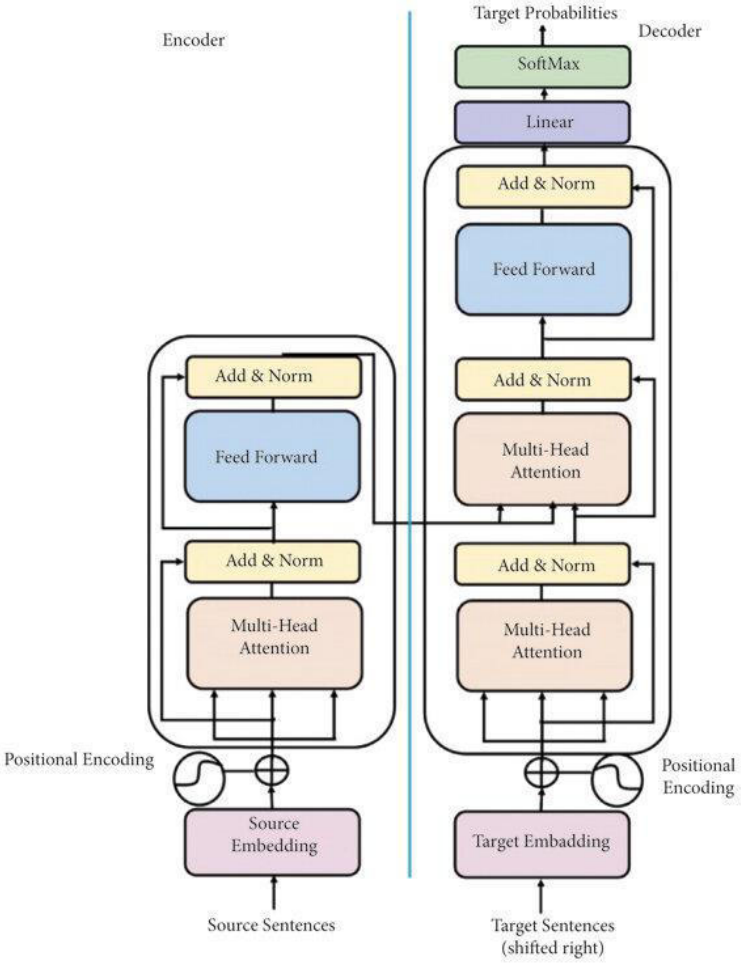
En el ámbito de los chatbots, los Transformers han revolucionado el procesamiento del lenguaje natural al permitir una comprensión más profunda del contexto, la generación de respuestas naturales y contextualizadas, y el manejo eficiente de conversaciones complejas. Estas capacidades hacen que los chatbots basados en Transformers sean herramientas avanzadas para interactuar de

manera más efectiva con los usuarios (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2018) (Radford, Karthik, Salimans, & Sutskever, 2018) (Brown, et al., 2020).

2.2.5. Evaluación de modelos de IA

La evaluación de modelos de IA consiste en un conjunto de técnicas y métricas utilizadas para medir el rendimiento de un modelo de aprendizaje automático o aprendizaje profundo. El objetivo principal es determinar qué tan bien el modelo puede realizar la tarea para la que fue diseñado, y qué tan robusto y generalizable es. Una buena evaluación ayuda a seleccionar el mejor modelo entre varias opciones, ajustar sus hiperparámetros y detectar posibles problemas como el sobreajuste (*overfitting*) o el subajuste (*underfitting*).

Figura 3: Arquitectura de modelo transformers (Codificador y decodificador)



División de Datos:

El conjunto de datos se divide generalmente en tres partes:

- **Conjunto de entrenamiento (*Training set*):** Se utiliza para entrenar el modelo.
- **Conjunto de validación (*Validation set*):** Se utiliza para ajustar los hiperparámetros del modelo y comparar diferentes modelos.
- **Conjunto de prueba (*Test set*):** Se utiliza para evaluar el rendimiento final del modelo ya entrenado y ajustado, proporcionando una estimación imparcial de su capacidad de generalización.

Selección de Métricas:

Se eligen las métricas de evaluación adecuadas según el tipo de tarea que realiza el chatbot:

Tareas de Clasificación:

En aprendizaje automático, las métricas de evaluación son esenciales para medir el desempeño de los modelos, especialmente en tareas de clasificación. A continuación, se presentan las métricas más utilizadas, acompañadas de sus fundamentos matemáticos.

- **Precisión (Accuracy):** La precisión mide la proporción de predicciones correctas ($TP + TN$) sobre el total de predicciones ($TP + TN + FP + FN$). Su fórmula es:

$$\text{Precisión} = \frac{TP + TN}{TP ++ TN + FP + FN},$$

donde:

  - TP (Verdaderos Positivos): Casos positivos correctamente clasificados.
  - TN (Verdaderos Negativos): Casos negativos correctamente clasificados.
  - FP (Falsos Positivos): Casos negativos clasificados erróneamente como positivos.
  - FN (Falsos Negativos): Casos positivos clasificados erróneamente como negativos.

La precisión es útil en problemas donde los costos de *F P* y *F N* son similares.

- **Precisión (*Precisión*):** La precisión, también conocida como valor predictivo positivo, mide la proporción de verdaderos positivos (*T P*) entre todas las predicciones positivas (*T P + F P*). Se define como:

$$Precisión = \frac{T\,P}{T\,P + F\,P},$$

  Es especialmente importante en contextos donde los falsos positivos tienen un alto costo, como en el diagnóstico médico.

- **Exhaustividad (*Recall*):** También conocida como sensibilidad o tasa de verdaderos positivos, mide la proporción de verdaderos positivos (*T P*) entre todos los casos positivos reales (*T P + F N*):

$$Exhaustividad = \frac{T\,P}{T\,P + F\,N},$$

  Es útil cuando es crítico capturar la mayoría de los casos positivos, como en la detección de fraudes.

- **Puntaje F1 (F1-score):** El puntaje F1 es la media armónica de la precisión y la exhaustividad, equilibrando ambas métricas:

$$F_1 = 2 \cdot \frac{Precisión \cdot Exhaustividad}{Precisión + Exhaustividad},$$

  Es especialmente relevante cuando los datos están desbalanceados y se busca un compromiso entre precisión y exhaustividad.

- **Matriz de confusión (*Confusion Matrix*)**: La matriz de confusión es una representación tabular que detalla las predicciones del modelo en término de *T P, T N, F P* y *F N*. Se organiza como:

$$\begin{bmatrix} T\,P & F\,P \\ F\,N & T\,N \end{bmatrix},$$

  Proporciona una visión detallada del desempeño del modelo en cada clase, permitiendo calcular métricas adicionales como:

- **Especificidad:** Proporción de verdaderos negativos sobre todos los negativos reales:

$$\text{Especificidad} = \frac{T\,N}{T\,N+F\,P},$$

- **Tasa de falsos positivos (*False positive rate, FPR*):** Proporción de falsos positivos sobre todos los negativos reales:

$$\text{FPR} = \frac{\text{F P}}{F\,P+T\,N}$$

Tareas de generación de texto:

Las métricas para evaluar texto generado son esenciales en tareas como la traducción automática, generación de resúmenes y chatbots. A continuación, se presentan las métricas más utilizadas, con sus fundamentos y particularidades.

- **BLEU (*Bilingual Evaluation Understudy*):** BLEU mide la superposición de n-gramas entre la respuesta generada (C) y una o más respuestas de referencia (*R*).

  Su fórmula principal es:

$$BLEU = BP \cdot exp\left(\sum_{n=1}^{N} w_n\, log\;\; P_n\right)$$

  donde:

  - P_n: Precisión de n–programas de longitud *n,* definida como:

$$P_n = \frac{n - programas\ coincididos}{n - gramas\ generados}$$

  - BP (*Brevity Penalty*): Penaliza respuestas demasiado cortas:

$$BP = \begin{cases} 1 & si\ c > r, \\ \exp\left(1 - \frac{r}{c}\right) & si\ c \leq r, \end{cases}$$

  Siendo *c* la longitud del texto generado y *r* la longitud de la referencia.

- w_n: Peso asignado a cada n-grama (generalmente $w_n = \frac{1}{N}$).

BLEU es útil para medir similitud literal, pero puede ser insensible a sinónimos y parafraseos (Papineni, Roukos, Ward, & Zhu, 2002).

- **ROUGE (*Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation*):** ROUGE se centra en la exhaustividad y compara n-gramas, subsecuencias o pares de palabras entre la respuesta generada y las referencias. Las variantes comunes incluyen:
  - **ROUGE-N:** Basado en el recuento de coincidencias de n-gramas:

$$ROUGE - N = \frac{\sum_{s \in R} n - gramas\ coincididos\ (s, C)}{\sum_{s \in R} n - gramas\ totales\ (s)}$$

  - **ROUGE-L:** Basado en la longitud de la subsecuencia común más larga (LCS):

$$ROUGE - L = \frac{LCS(C, R)}{longitud\ de\ referencia}$$

  ROUGE es ampliamente utilizado en resúmenes automáticos, ya que prioriza la inclusión de información clave (Lin, 2004).

- **METEOR *(Metric for Evaluation of Translation with Explicit ORdering)*:** METEOR mejora sobre BLEU al considerar sinónimos, raíces morfológicas y parafraseos. Su cálculo incluye:

$$METEOR = F_{mean} \cdot (1 - penalización)$$

  donde:
  - $\boldsymbol{F_{mean}}$**:** Media armónica entre precisión (P) y exhaustividad (R):

$$F_{mean} = \frac{(1 + \beta^2) \cdot P \cdot R}{\beta^2 \cdot P + R}$$

  - **Penalización**: Penaliza alineaciones fragmentadas para favorecer la fluidez:

$$penalización = \gamma \cdot \left(\frac{\#fragmentos}{\#uniones}\right)$$

METEOR es más robusto que BLEU, ya que captura mejor la semántica de las frases (Banerjee & Lavie, 2005)

Validación cruzada (Cross-Validation):

Técnica que consiste en dividir el conjunto de entrenamiento en múltiples subconjuntos (folds), entrenar el modelo en algunos de ellos y validarlo en el resto. Esto ayuda a obtener una estimación más robusta del rendimiento del modelo y a reducir el riesgo de sobreajuste. (Kohavi, 1995)

2.2.6. Turismo en la ciudad de Ilo

El desarrollo de un chatbot para la ciudad de Ilo requiere información precisa y actualizada que refleje su oferta turística. Esto incluye datos detallados sobre los lugares de interés, servicios de alojamiento, opciones gastronómicas y actividades locales. A continuación, se describen los principales elementos que conforman el turismo en esta región.

Lugares Turísticos

Ilo ofrece una variedad de atractivos turísticos, cada uno con características únicas que deben ser consideradas al diseñar el contenido de un chatbot. Entre ellos destaca la **Punta de Coles**, conocida por su biodiversidad marina y belleza paisajística. Para mantener la información relevante, es esencial incluir detalles sobre los operadores turísticos actuales, restricciones de acceso, como temporadas de veda, y esfuerzos de conservación ambiental. Además, mencionar la disponibilidad de guías turísticos autorizados podría ser valioso para los visitantes.

Las **playas de Ilo**, como Puerto Inglés, Pozo de Lisas y Boca del Río, son otros de sus principales atractivos. Más allá de las características naturales, es importante proporcionar datos sobre la calidad actual del agua, servicios disponibles (como alquiler de sombrillas, restaurantes y baños públicos), eventos programados (campeonatos de surf o conciertos) y condiciones de seguridad, incluyendo la presencia de salvavidas. Asimismo, el **Muelle Fiscal** es un espacio de interés histórico y recreativo, y sería útil incluir información sobre actividades guiadas, remodelaciones recientes o eventos especiales realizados en el lugar.

La oferta cultural de Ilo se complementa con sitios como la **Iglesia San Jerónimo**, cuyos horarios de misa y eventos religiosos o culturales deben estar actualizados, y la **Glorieta José Gálvez**, un espacio público que frecuentemente alberga actividades culturales y ferias locales.

Asegurar la precisión y actualidad de esta información ayudará a promover una experiencia más completa para los turistas.

En la figura 4 y la tabla 2 se ofrecen algunas descripciones de los lugares turísticos de Ilo.

Tabla 2: Lugares turísticos de Ilo

Lugar turístico	Descripción breve
Malecón costero	Paseo marítimo de aproximadamente 1,6 km con vistas al mar, desde el muelle fiscal hasta la plaza Bolivia.
Glorieta José Gálvez	Mirador construido en 1915 sobre un peñasco, con acceso a través del puente venus. Estructura de madera con techo hexagonal.
Plaza de armas de Ilo	Plaza principal de la ciudad, centro de actividades cívicas y sociales.
Parque del niño	Espacio recreativo para niños con juegos y áreas verdes.
Templo San Jerónimo	Iglesia ubicada frente a la plaza de armas
Punta de coles	Pequeña península con rica biodiversidad marina y una importante reserva natural. Ideal para la observación de fauna marina.
Playas de Ilo (Pozo de lizas, etc.)	Ilo cuenta con diversas playas aptas para el descanso y actividades acuáticas. Pozo de lizas es una de las más conocidas.
Anfiteatro José Gálvez	Espacio para eventos culturales y espectáculos al aire libre.
Muelle fiscal	Punto de partida del malecón costero, importante para la actividad pesquera.

Figura 4: Fotografías de algunas zonas turísticas de Ilo



(a) Glorieta Galvez (b) Playa boca del rio (c) Museo de chirivaya

(d) Malecon costero de Ilo (e) Punta de coles (f) Playa puerto ingles

Hoteles y alojamientos

Una parte fundamental de la experiencia turística es contar con información clara y actualizada sobre las opciones de alojamiento. Ilo ofrece una variedad de hoteles, hostales y otros tipos de alojamientos, cuya disponibilidad y servicios varían. Las **plataformas de reservas online** como Booking.com, Expedia y Despegar son fuentes confiables para obtener datos sobre precios, disponibilidad y calificaciones de los huéspedes. Adicionalmente, muchas **páginas web de hoteles** ofrecen detalles sobre los servicios específicos, contacto directo y promociones. Por último, las **cámaras de turismo locales** pueden proporcionar listados actualizados y recomendaciones basadas en su conocimiento del sector. En la tabla 3 se puede apreciar algunos de los hoteles de la ciudad.

Tabla 3: Hoteles en Ilo, Moquegua, Perú

Nombre de Hotel	Información adicional
Le Grand Hotel Ilo	Hotel playero contemporáneo con piscina y restaurante.
Sunrise Hotel – Ilo	Hotel con la vista al mar, piscina al aire libre, restaurante y bar.
InkaOcean Hotel	
Torreblanca Hotel	
Raissa Hotel	Bien valorado en Booking.com.
Hostal Sotillo	Bien valorado como opción económica.
Hospedaje Arenas del Mar	Buena valoración en Google
Hostal Coral	Ofrece wifi gratis y habitaciones familiares.
Piedra Blanca Luxury Hotel	
Posada del Sol	
Las Lomas Hotel Ilo	
Vip	

Restaurantes

La gastronomía es uno de los puntos fuertes del turismo en Ilo. Para garantizar que los visitantes tengan acceso a opciones variadas, es crucial disponer de una lista de restaurantes actualizada. Plataformas como **TripAdvisor** y **Google Maps** son útiles para recopilar información sobre reseñas, menús y horarios. Además, muchos establecimientos utilizan **redes sociales** como Facebook o Instagram para compartir promociones, menús y novedades. Finalmente, los directorios **locales** pueden ser una fuente adicional para identificar opciones culinarias tradicionales y modernas.

En la tabla 4 se aprecia una lista de los mejores restaurantes conocidos en la ciudad de Ilo.

Tabla 4: Restaurantes en Ilo, Moquegua, Perú: Nombres e Información Adicional

Nombre del Restaurante	**Información Adicional**
Restaurant Turístico El Tiburón	Conocido por su ceviche y vista al mar
Cevichería La Lancha	Ofrece variedad de platos marinos a precios accesibles.
Restaurante Puerto Bambu	Ofrece platos marinos y criollos con un ambiente acogedor.
Restaurant El Mirador De Ilo	Tiene buenas vistas de la ciudad.
Restaurant Parrilladas Alex	Ofrece carnes a la parrilla y otros platos criollos.
Chifa Ilo	Comida China-peruana.
Pollería Rokys	Cadena conocida de pollo a la brasa
Heladería “La Reyna del Sur”	Helados artesanales.
Juglería y Cafetería “Natural Fruit”	Jugos naturales, ensaladas, sándwiches y café
Mercado Municipal de Ilo	Puestos de comida con pescado fresco y otros platos locales a precios económicos.
Restaurante Turísticos Punta de Coles	Se encuentra cerca de la reserva de Punta de Coles.

2.3. Definición de términos

- **Chatbot:** Programa informático que simula una conversación con usuarios humanos mediante texto o voz, diseñado para responder consultas específicas y automatizar tareas.
- **Inteligencia Artificial (IA):** Rama de la informática que desarrolla sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el razonamiento, el aprendizaje y la comprensión del lenguaje.
- **Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN):** Subcampo de la IA que permite a las máquinas comprender, interpretar y generar lenguaje humano de forma significativa.

- **LSTM (Long Short-Term Memory):** Arquitectura de red neuronal recurrente diseñada para aprender dependencias a largo plazo en datos secuenciales, como texto o tiempo.
- **GRU (Gated Recurrent Unit):** Variante simplificada de las LSTM que combina funciones de memoria y control para procesar secuencias de datos de manera eficiente.
- **Transformers:** Arquitectura avanzada de redes neuronales que utiliza mecanismos de atención para procesar secuencias completas en paralelo, mejorando el rendimiento en tareas de PLN.
- **Corpus:** Conjunto estructurado de textos o datos lingüísticos utilizado para entrenar y evaluar modelos de aprendizaje automático.
- **Modelos Generativos:** Algoritmos que generan texto nuevo basado en patrones aprendidos a partir de un conjunto de datos, en lugar de seleccionar respuestas predefinidas.
- **Evaluación de Modelos:** Proceso de medición del rendimiento de modelos de IA mediante métricas como precisión, recall y F1-score.
- **Turismo Inteligente:** Aplicación de tecnologías avanzadas, como IA y chatbots, para mejorar la experiencia de los turistas mediante personalización y acceso a información en tiempo real.
- **Recomendación Contextual:** Sistema que sugiere opciones personalizadas basándose en datos del usuario, como ubicación, preferencias y contexto ambiental.
- **Plataforma Digital:** Medio tecnológico utilizado para ofrecer servicios turísticos, como Booking o TripAdvisor, que facilita la interacción entre usuarios y proveedores.
- **Pre procesamiento de Datos:** Etapa de limpieza y normalización de datos antes de ser utilizados en el entrenamiento de modelos de IA para garantizar su calidad.
- **Autoatención (Self-Attention):** Mecanismo que permite a un modelo de Transformer asignar importancia a diferentes partes de una entrada textual para comprender mejor su contexto.

III. Metodología

3.1. Tipo y nivel de investigación

3.1.1. Tipo de investigación

El presente estudio corresponde a una investigación experimental, ya que se enfoca en la implementación y prueba de diferentes modelos de inteligencia artificial, específicamente deep learning. La investigación evaluará el desempeño de estos modelos en el contexto del sector turístico, manipulando variables como las configuraciones de los modelos y las técnicas de procesamiento de datos. Esto permitirá analizar sus efectos en la calidad de las respuestas generadas por el chatbot.

3.1.2. Nivel de la investigación

El nivel de la investigación es explicativo, pues se estudiará el desempeño de los modelos deep learning en detalle, explicando cómo y por qué las características del corpus y las configuraciones específicas de los modelos influyen en los resultados obtenidos.

Este enfoque permite no solo desarrollar un prototipo funcional, sino también generar conocimientos relevantes sobre la aplicación de tecnologías de inteligencia artificial en el ámbito turístico.

3.2. Ámbito temporal y espacial

La presente investigación se desarrolló durante el periodo comprendido entre enero a abril de 2025, abarcando todas las etapas del proceso: desde la planificación, recolección y construcción del corpus de datos, hasta el diseño, implementación, entrenamiento, evaluación y validación del sistema conversacional propuesto.

El ámbito espacial de la tesis se circunscribe a la ciudad de Ilo, ubicada en la región Moquegua, al sur del Perú. Esta localidad fue seleccionada debido a su potencial turístico emergente y a la necesidad de herramientas tecnológicas que fortalezcan la atención al visitante. En este contexto, se orientó el diseño del chatbot hacia la comprensión y respuesta efectiva a preguntas frecuentes de turistas sobre atractivos, servicios y cultura local, empleando expresiones propias del lenguaje informal y regional característico de Ilo.

3.3. Población y muestra

3.3.1. Población

La población objetivo de esta investigación comprende el universo de posibles interacciones entre turistas y un sistema conversacional automatizado orientado al turismo en la ciudad de Ilo, Perú. Esta población abarca todas las consultas que los visitantes podrían realizar sobre destinos turísticos, servicios, actividades, horarios, precios, recomendaciones y demás aspectos relacionados con la experiencia turística local.

Dado que la ciudad de Ilo no es actualmente un destino turístico masivo, la población no se define por un número fijo, sino por el conjunto potencial de necesidades informativas que puedan surgir durante la visita de un turista. Esta conceptualización proyecta un uso escalable del sistema conversacional en escenarios reales de atención al visitante.

3.3.2. Muestra

La muestra utilizada para el diseño, entrenamiento y validación de los modelos de inteligencia artificial estuvo constituida por un corpus específico compuesto por **36 clases de intenciones**, cada una representada por **30 patrones de pregunta**, lo que da un total de **1,080 instancias** de entrenamiento. A esto se suma un conjunto adicional de 272 **preguntas de prueba**, generadas con mayor complejidad lingüística y variabilidad sintáctica para evaluar la robustez de los modelos.

Este corpus fue construido manualmente a partir de información recopilada en entrevistas, sitios web turísticos y foros, e incluye elementos del lenguaje informal, jergas locales y errores ortográficos comunes. El enfoque de muestreo fue intencional, priorizando la diversidad lingüística y la representatividad temática del turismo en Ilo.

Además, el corpus fue sometido a un riguroso proceso de pre procesamiento y enriquecimiento semántico para asegurar su utilidad en el entrenamiento de modelos de clasificación multiclase, representando fielmente las posibles formas de interacción real entre usuarios y el chatbot.

3.4. Instrumentos metodológicos

Este apartado describe las técnicas empleadas para la recolección de datos que permitieron construir el corpus base del sistema, así como los instrumentos utilizados para la evaluación del desempeño de los modelos implementados.

3.4.1. Técnicas de recolección de datos

La construcción del corpus de preguntas y respuestas constituyó un elemento clave para el entrenamiento de los modelos de clasificación de intenciones. Se aplicaron técnicas de recolección de información cualitativa y documental para asegurar una representación contextual del lenguaje utilizado por los turistas. Las técnicas aplicadas fueron las siguientes:

- **Entrevistas semiestructuradas a turistas y operadores turísticos locales:** Se llevaron a cabo entrevistas presenciales y remotas con visitantes nacionales, y actores del sector turístico de la ciudad de Ilo. El objetivo fue identificar las preguntas más frecuentes relacionadas con atractivos turísticos, servicios disponibles, recomendaciones, precios, horarios de atención y accesibilidad. Esta técnica permitió recopilar expresiones reales del lenguaje informal usado en interacciones espontáneas.

- **Consulta de fuentes digitales y redes sociales:** Se extrajo información adicional desde foros turísticos, páginas de Facebook, sitios web oficiales de turismo y plataformas como TripAdvisor, Google Reviews y Reddit. Esta exploración documental facilitó la incorporación de nuevas expresiones y estructuras sintácticas, ampliando la diversidad del corpus hacia una mayor cobertura temática.

- **Análisis y reformulación lingüística de patrones:** A partir de los datos recolectados, se diseñaron múltiples patrones por clase de intención, incorporando sinónimos, errores ortográficos simulados, jergas locales y variaciones gramaticales frecuentes en el habla coloquial. Esta estrategia garantizó un corpus más robusto y realista para el entrenamiento de modelos de PLN.

3.4.2. Instrumentos de evaluación del modelo

Con el fin de evaluar la eficacia y eficiencia de los modelos de clasificación implementados, se utilizaron instrumentos cuantitativos reconocidos en el ámbito de la inteligencia artificial aplicada al lenguaje natural:

- **Métricas de evaluación de desempeño:** Se utilizaron métricas estándar como **precisión** (*accuracy*), **recuperación** (*recall*) y **F1-score**, que permiten medir la calidad de las predicciones en clasificación multiclase. Estas métricas se calcularon tanto en la fase de validación como en la prueba final con un conjunto independiente de preguntas nuevas, simulando interacciones reales.

- **Análisis de pérdida (*loss*) y curvas de entrenamiento:** Se monitorearon las curvas de pérdida y precisión por época para identificar posibles signos de sobreajuste (*overfitting*) o subajuste (*underfitting*). Este análisis permitió seleccionar los modelos más estables y precisos.

- **Matriz de confusión multiclase:** Se construyeron matrices de confusión para visualizar el patrón de aciertos y errores por clase de intención, lo cual permitió identificar clases con mayor ambigüedad o dificultad de predicción. Este instrumento fue clave para evaluar la consistencia del modelo a nivel de cada intención.

- **Prototipo funcional de evaluación:** Se desarrolló una interfaz web que permite enviar consultas al sistema y observar las respuestas generadas por cada modelo. Esta herramienta permitió validar la usabilidad del sistema y visualizar el comportamiento real del chatbot en un entorno simulado.

En conjunto, estos instrumentos permitieron realizar una evaluación exhaustiva y objetiva del desempeño de los modelos en contextos realistas, contribuyendo a seleccionar las mejores arquitecturas para el sistema conversacional propuesto.

3.5. Procedimientos

El desarrollo de esta tesis se llevó a cabo siguiendo una metodología estructurada en distintas fases, con el objetivo de diseñar, implementar y evaluar un sistema conversacional inteligente para el turismo local en la ciudad de Ilo. A continuación, se describen los procedimientos seguidos:

- **Revisión bibliográfica y marco teórico:** Se realizó un estudio exhaustivo de investigaciones previas sobre sistemas de recomendación, procesamiento de lenguaje natural (PLN), arquitecturas de redes neuronales y chatbots aplicados a dominios específicos. Esta revisión fundamentó el enfoque adoptado y facilitó la selección de herramientas y técnicas más adecuadas.

- **Construcción del corpus:** Se elaboró un corpus especializado compuesto por 36 clases de intención relevantes al turismo en Ilo. Cada clase incluye aproximadamente 30 patrones lingüísticos representativos del habla cotidiana, considerando jergas, errores ortográficos y estructuras no normativas del español informal. Además, se diseñaron respuestas tipo asociadas a cada intención.

- **Pre procesamiento de datos:** Se aplicaron técnicas de normalización, eliminación de caracteres especiales, conversión a minúsculas, tokenización y padding. También se implementaron estrategias de aumento de datos (data augmentation), como permutaciones léxicas y sinonimización, para enriquecer la diversidad semántica del corpus.

- **Diseño e implementación de modelos:** Se desarrollaron seis modelos de clasificación multiclase con diferentes arquitecturas de redes neuronales: GRU, LSTM, CNN+GRU, LSTM+GRU (híbrido), Transformer Encoder y DistilBERT multilingüe. Para los modelos tradicionales se usaron TensorFlow y Keras, y para el modelo preentrenado, Hugging Face Transformers.

- **Entrenamiento y validación:** Los modelos se entrenaron en condiciones controladas, con conjuntos separados para entrenamiento y validación. Se aplicaron técnicas como EarlyStopping y reducción adaptativa de la tasa de aprendizaje para prevenir sobreajuste y optimizar el proceso.

- **Evaluación del desempeño:** Se utilizaron métricas cuantitativas como accuracy, loss, precisión, recall y F1-score en los conjuntos de validación y prueba. Asimismo, se generaron matrices de confusión para analizar la consistencia de las predicciones por clase.
- **Despliegue del prototipo:** Se desarrolló una aplicación web interactiva con Flask, que permite seleccionar el modelo de IA, ingresar preguntas y mostrar respuestas generadas en tiempo real. Esta interfaz facilitó la simulación del sistema en un entorno controlado de producción.
- **Análisis de resultados y redacción del informe final:** Se interpretaron los resultados obtenidos, destacando fortalezas y limitaciones de cada modelo, y se elaboraron las conclusiones, recomendaciones y aportes de la tesis al campo de sistemas inteligentes aplicados al turismo.

3.6. Análisis de datos

Este capítulo presenta el análisis detallado de los resultados obtenidos durante la evaluación de los modelos de clasificación de intenciones implementados en el sistema conversacional desarrollado. Se emplearon herramientas gráficas, tabulares y narrativas para facilitar la interpretación de las métricas de desempeño, en concordancia con los objetivos específicos planteados en esta investigación.

3.6.1. Presentación de resultados

Para garantizar una interpretación clara y estructurada de los datos obtenidos en las pruebas de validación y evaluación, se emplearon las siguientes estrategias:

- **Tablas comparativas de desempeño:** Se presentan tablas resumen que contienen las métricas fundamentales utilizadas en la evaluación de los modelos, tales como precisión (*accuracy*), recuperación (*recall*), puntaje F1 (*F1-score*), pérdida (*loss*) y consistencia por clase. Estas tablas permiten comparar objetivamente el rendimiento de las distintas arquitecturas empleadas.
- **Gráficos visuales:** Se utilizaron gráficos de barras y líneas para representar la evolución del entrenamiento (precisión y pérdida por época), así como gráficos de radar y matrices

de confusión para visualizar el comportamiento de los modelos en la clasificación de intenciones. Estos recursos visuales facilitan una interpretación intuitiva sobre la capacidad de generalización y robustez de cada modelo.

- **Análisis narrativo de resultados:** Se desarrolló una interpretación crítica de los resultados, destacando los hallazgos más relevantes, las fortalezas y limitaciones de cada arquitectura, así como la coherencia de los resultados con la literatura revisada. Este análisis también contempla la relación directa de los resultados con los objetivos específicos del estudio.

3.6.2. Herramientas y técnicas utilizadas

El procesamiento de datos, la implementación de modelos y la generación de visualizaciones se realizaron mediante herramientas especializadas, las cuales se detallan a continuación:

- **Python 3.10:** Lenguaje principal utilizado para el desarrollo del sistema, pre procesamiento del corpus y entrenamiento de los modelos de aprendizaje profundo.
- **Librerías especializadas:** Se emplearon librerías de alto nivel tales como `TensorFlow` y `Transformers` para la implementación de modelos; `Scikit-learn` para el cálculo de métricas de evaluación; `Pandas` y `NumPy` para la manipulación de datos; y `Matplotlib` y `Seaborn` para la generación de gráficos.

IV. Resultados y discusión

En este capítulo, se presenta un análisis exhaustivo de los resultados obtenidos a partir de los experimentos llevados a cabo durante el desarrollo de esta investigación. Se detallarán los siguientes aspectos:

4.1. Construcción de corpus

El primer paso fundamental en el desarrollo de un sistema conversacional basado en inteligencia artificial es la creación de un corpus adecuado que represente fielmente las necesidades de información de los usuarios. En este estudio, se diseñó y construyó un corpus específico para el ámbito del {**turismo local en la ciudad de Ilo**, región Moquegua, Perú. Este corpus constituye el insumo principal para entrenar modelos de clasificación de intenciones y generación de respuestas en un chatbot orientado al visitante o turista.

4.1.1. Características generales del corpus

Cada una de las intenciones (*intents*) dentro del archivo JSON del corpus está estructurada mediante tres componentes principales que forman la base del aprendizaje supervisado en el modelo de clasificación de intenciones:

- **Tag**: Representa una etiqueta única y significativa asociada a una categoría semántica específica. Este campo es fundamental porque actúa como la clase objetivo para los modelos de clasificación. Cada *tag* resume una intención general del usuario, como por ejemplo "gastronomia_ilo", "historia_ilo" o "playa_boca_del_rio". Estas etiquetas permiten que el sistema aprenda a asociar múltiples formulaciones lingüísticas a un mismo propósito o intención subyacente.
- **Patterns**: Corresponde a una lista de frases de ejemplo que los usuarios podrían utilizar para expresar una intención determinada. Estos *patterns* están redactados utilizando una amplia variedad de formas lingüísticas, incluyendo sinónimos, expresiones coloquiales, jergas regionales (como modismos peruanos), errores ortográficos intencionados, y formulaciones formales e informales. Esta diversidad en la redacción busca simular el lenguaje natural y espontáneo con el que los usuarios podrían interactuar con el chatbot en

contextos reales. Cada *pattern* es una instancia de entrada textual que se utiliza durante el entrenamiento del modelo para que aprenda a reconocer el *tag* correspondiente.

- Por ejemplo, el *tag* "restaurantes_ilo" puede tener patrones como:
  - "¿Dónde puedo comer ceviche en Ilo?"
  - "Restaurantes recomendados en Ilo"
  - "Dame una opción buena y barata pa' almorzar en Ilo", entre otros. La riqueza léxica y la variación sintáctica de los *patterns* contribuyen a mejorar la generalización del modelo ante entradas nuevas.

- **Responses**: Contiene una o más respuestas predefinidas que el chatbot puede emitir cuando detecta una intención con un determinado *tag*. Estas respuestas se seleccionan aleatoriamente entre las opciones disponibles, lo cual permite generar un diálogo más variado y natural. Las respuestas han sido cuidadosamente diseñadas para proporcionar información clara, relevante y contextualizada al ámbito del turismo en Ilo. En muchos casos, estas respuestas no solo son informativas, sino que también están formuladas con un lenguaje amigable y cercano, en línea con el objetivo de facilitar la experiencia del turista.

Por ejemplo, para el tag “plaza_de_armas_Ilo", una posible respuesta sería: "*La Plaza de Armas de Ilo es un punto céntrico ideal para iniciar tu recorrido turístico. Está rodeada de historia, comercio y vida local. No olvides tomarte una foto junto al obelisco."*.

En conjunto, esta estructura de tag, patterns y responses permite representar de manera compacta y efectiva las interacciones potenciales entre usuarios y el sistema conversacional, proporcionando la base necesaria para el entrenamiento y evaluación de modelos de clasificación de intenciones orientados al turismo local. A continuación, se aprecia una muestra de ejemplo de las estructuras de datos en JSON como se muestra en la figura 5.

Figura 5: Ejemplo de las estructuras de datos en JSON

```
{
  "intents": [
        {
          "tag": "playa_boca_del_rio",
          "patterns": [
            "Donde queda la playa Boca del Rio?",
            "Dime como llegar a Boca del Rio",
            "playa boca del rio"
          ],
          "responses": [
            "Playa Boca del Rio esta ubicada a 3 km de Ilo,
            en la desembocadura del rio Osmore..."
          ]
        }
  ]
}
```

4.1.2. Características cuantitativas del corpus

El corpus construido para el entrenamiento del chatbot turístico presenta una estructura deliberadamente equilibrada y representativa del lenguaje que podrían utilizar los visitantes al interactuar con un asistente virtual en el contexto de la ciudad de Ilo. A continuación, se describen las principales características cuantitativas del conjunto de datos:

- **Número total de intents**: El corpus comprende un total de **36 intenciones (clases) temáticas distintas**, cada una representando un aspecto relevante del turismo en Ilo. Estas intenciones han sido cuidadosamente seleccionadas para cubrir una amplia gama de necesidades informativas del visitante, tales como recomendaciones de restaurantes, playas populares, historia y patrimonio cultural, actividades familiares, museos, sitios históricos, transporte, entre otros. Esta diversidad asegura una cobertura temática adecuada y contextualizada al entorno turístico local.

- **Cantidad promedio de patterns por intent**: Cada una de las 36 intenciones ha sido enriquecida con aproximadamente **30 frases de ejemplo (patterns)** únicas, formuladas mediante una combinación de estrategias lingüísticas que incluyen:

    - Reformulaciones sintácticas y semánticas.

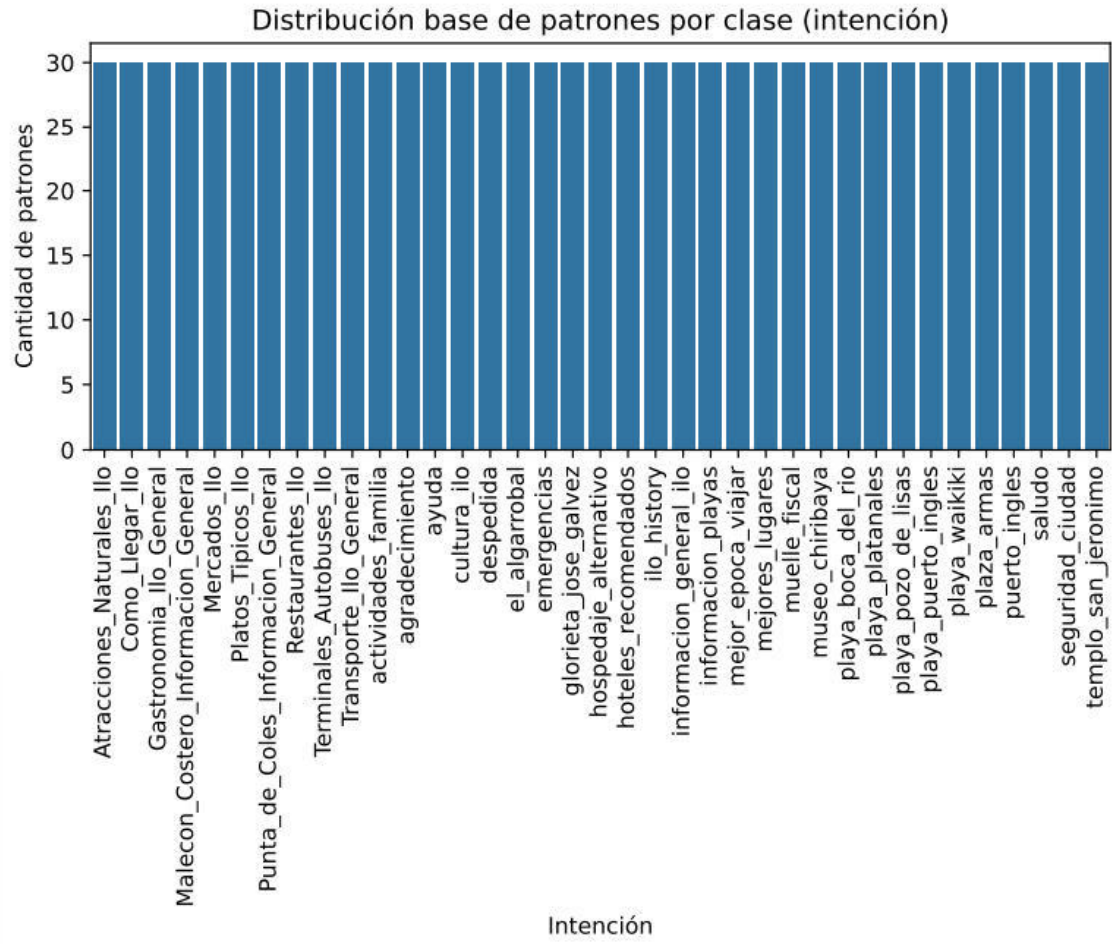
- Inclusión de sinónimos y expresiones equivalentes.
- Uso de jergas locales peruanas y modismos de países vecinos.
- Inserción de errores ortográficos intencionales comunes en usuarios reales (por ejemplo: *"donde puedo comer cevichito rico en ilo"*).
- Variaciones de tono formal e informal.
- Emoticones y frases coloquiales típicas del habla digital.

Esta diversidad en los patrones asegura la robustez del sistema frente a las múltiples formas con que los usuarios formulan sus preguntas, simulando condiciones reales de conversación.

- **Número total de patterns**: Como resultado de esta estrategia de enriquecimiento, el corpus cuenta con aproximadamente **1,080 frases únicas** de entrada (*patterns*), equivalentes a 30 formulaciones por cada una de las 36 intenciones. Esta cantidad garantiza un volumen suficiente para el entrenamiento efectivo de modelos de clasificación basados en aprendizaje profundo, permitiendo capturar patrones lingüísticos complejos y variaciones léxicas.
- **Número total de respuestas**: Se definieron **36 respuestas base**, una para cada intención. Cada respuesta fue cuidadosamente elaborada para ser informativa, directa, coherente con el contexto turístico de Ilo y de utilidad para el usuario. Aunque el sistema actualmente selecciona aleatoriamente una única respuesta por intención, esta arquitectura permite ampliar fácilmente el número de respuestas en futuras versiones, aumentando la variabilidad de la interacción sin necesidad de reentrenar el modelo base.

Esta configuración del corpus no solo responde a criterios técnicos de equilibrio y representatividad, sino que también está alineada con un enfoque centrado en el usuario, anticipando y modelando de manera realista las diferentes formas de interacción que se producen en entornos conversacionales abiertos, como los que enfrentan los asistentes virtuales turísticos. La distribución de las intents por clases se puede apreciar manera detallada en la Figura 6.

Figura 6: Corpus base sin aumentos de datos



4.1.3. Diversidad temática del corpus

El corpus desarrollado para el entrenamiento del sistema conversacional abarca una diversidad temática diseñada específicamente para responder a las principales inquietudes y necesidades informativas de turistas que visitan la ciudad de Ilo. Las categorías fueron seleccionadas mediante una metodología mixta, basada en la revisión de fuentes secundarias como foros turísticos, plataformas como TripAdvisor, Google Maps y redes sociales, así como entrevistas exploratorias con actores locales del sector turismo. Este enfoque permitió identificar temas recurrentes y relevantes, agrupándolos en intenciones (intents) representativas del dominio de conocimiento.

A continuación, se detallan las principales temáticas cubiertas en el corpus:

- **Información general de Ilo**: incluye frases que expresan el interés del visitante por conocer una visión panorámica de la ciudad. Las preguntas abordan aspectos geográficos, clima, población y elementos distintivos de la identidad local.
- **Playas**: representa una categoría central en el turismo costero. Incluye consultas sobre playas como *Boca del Río*, *Pozo de Lisas* y *Waikiki (Wawakiki)*. Las frases cubren temas como ubicación, actividades recreativas (natación, surf, pesca), accesibilidad y servicios cercanos.
- **Restaurantes y gastronomía**: se incluyen múltiples formulaciones para obtener recomendaciones sobre dónde comer, platos típicos como el ceviche, la parihuela o el chicharrón de pescado, y experiencias gastronómicas ligadas a la identidad marina de Ilo. Esta sección incorpora términos coloquiales, diminutivos, y referencias a precios o calidad del servicio.
- **Cultura e historia**: se enfoca en contenidos sobre la cultura *Chiribaya*, la historia prehispánica, el museo Chiribaya del distrito de El Algarrobal, y aspectos culturales relevantes. También se consideran preguntas sobre monumentos, tradiciones, y personajes históricos.
- **Actividades familiares**: contempla preguntas orientadas a la planificación de visitas grupales, con niños o adultos mayores. Las respuestas incluyen espacios recreativos, plazas, parques, y actividades accesibles para todo público.
- **Lugares turísticos emblemáticos**: se abordan sitios icónicos como el *Muelle Fiscal*, el *Malecón Costero*, el *Faro de Ilo*, y otros puntos de interés turístico. Las preguntas incluyen consultas sobre qué ver, qué hacer y recomendaciones de itinerarios.
- **Transporte y accesos**: agrupa intenciones relacionadas al terminal terrestre, líneas de buses, cómo llegar a Ilo desde otras ciudades, y movilidad interna. Este bloque es clave para visitantes que planean su arribo y desplazamiento.

- **Compras y mercados**: los patrones de esta categoría giran en torno a la búsqueda de productos locales, artesanías, ferias populares y mercados como el *Mercado Pacocha* o el *Campo Ferial*, permitiendo conocer la dimensión comercial tradicional de la ciudad.
- **Hospedaje**: se incluye un conjunto de frases que preguntan por hoteles, hospedajes económicos, ubicaciones seguras para pernoctar, y servicios disponibles. Aunque las respuestas no listan alojamientos específicos, orientan al usuario sobre zonas recomendadas y canales de búsqueda.

Esta diversidad temática tiene como objetivo emular un entorno conversacional realista, anticipando las múltiples maneras en las que los visitantes podrían interactuar con un asistente virtual. La riqueza léxica, la cobertura semántica y la inclusión de expresiones naturales del español andino y costeño permiten no solo mejorar la experiencia de usuario, sino también fortalecer la capacidad generalización del modelo de IA.

4.1.4. Estratégicas de variabilidad lingüística para la robustez del modelo

Con el objetivo de construir un sistema conversacional robusto y capaz de comprender la diversidad de expresiones propias del habla cotidiana, se incorporaron múltiples estrategias de enriquecimiento lingüístico en la elaboración del corpus. Estas acciones buscan no solo ampliar la cobertura léxica y sintáctica del modelo, sino también simular la manera en que los usuarios peruanos (*y en particular, del sur del pais*) se comunican de forma natural. A continuación, se describen las principales estrategias implementadas:

- **Uso de jergas y expresiones locales**: se incluyeron patrones que reflejan el habla informal y coloquial del Perú, especialmente del ámbito costero y del sur. Estas expresiones, como "¿Dónde almorzar rico nomás?", "oe, ¿dónde como ceviche?", o "¿qué restaurante está piola pa' almorzar?", representan el lenguaje auténtico que usan los visitantes locales. Su presencia en el corpus permite que el modelo generalice mejor y comprenda estructuras que no son necesariamente formales ni gramaticalmente exactas.
- **Errores ortográficos simulados**: con el fin de mejorar la tolerancia del modelo a entradas incorrectamente escritas (errores comunes en entornos móviles), se introdujeron variantes

con errores ortográficos deliberados. Estos incluyen el uso inconsistente de mayúsculas, omisión de tildes (por ejemplo, “donde está el museo Chiribaya”), errores de digitación (como “quiero ir al muelle fiscal”), y escritura fonética (“pishcado” en lugar de “pescado”). Esta estrategia mejora la capacidad del modelo para reconocer intenciones, incluso cuando los usuarios escriben rápidamente o sin corrección ortográfica.

- **Diversidad gramatical y sintáctica**: se empleó reordenamiento de estructuras en las oraciones para representar distintas maneras de formular la misma pregunta, como, por ejemplo: “¿Dónde comer ceviche?”, “¿Dónde puedo comer ceviche?”, “Quiero saber dónde venden ceviche”, o “¿Ceviche dónde venden?”. También se añadieron variantes con emojis, diminutivos (“cevichito”, “comidita”), muletillas (“ps”, “nomás”, “porfa”), y preguntas ampliadas con cortesías. Esta diversidad promueve una mayor flexibilidad en la comprensión de frases similares con construcciones distintas.

- **Variación fonológica y cultural**: se incorporaron modismos y palabras típicas del habla peruana y de países vecinos, especialmente las que se usan en contextos turísticos. Ejemplos como “pata” (amigo/persona), “picar algo” (comer ligeramente), “comerito”, “almorcito”, y otras expresiones regionales, amplían el rango sociolingüístico del corpus y permiten al modelo adaptarse a una audiencia diversa.

Estas estrategias no solo enriquecen cuantitativamente el corpus, sino que lo fortalecen cualitativamente, alineando el entrenamiento del modelo con un entorno real de uso. La incorporación de errores y jergas es especialmente valiosa para el despliegue del chatbot en contextos no controlados, donde los usuarios no necesariamente se expresan de forma técnica o académica. Esta aproximación lingüística inclusiva resulta crucial para lograr una experiencia de usuario satisfactoria y realista.

4.2. Preprocesamiento del corpus

Para garantizar la calidad del aprendizaje automático y mejorar la capacidad de generalización del modelo, el corpus fue sometido a un riguroso proceso de Preprocesamiento textual. Este proceso permitió transformar las entradas lingüísticas originales en representaciones numéricas compatibles con los distintos tipos de modelos utilizados (RNN, CNN y Transformers). Las etapas clave fueron las siguientes:

- **Normalización textual**: todas las oraciones fueron convertidas a minúsculas para evitar la duplicación de palabras que difieren solo por el uso de mayúsculas. Además, se eliminaron signos de puntuación y caracteres especiales que no aportaban valor semántico a la intención expresada por el usuario. Este paso permitió una reducción significativa en la dimensionalidad del vocabulario sin pérdida de información relevante.
- **Tokenización y vectorización**:
    - Para los modelos basados en redes neuronales recurrentes (RNN), como GRU y LSTM, así como para arquitecturas híbridas y modelos convolucionales (CNN), se utilizó el Tokenizer de Keras. Esta herramienta permitió construir un diccionario de palabras y convertir cada oración en una secuencia de enteros.
    - Para los modelos de tipo Transformer (como el Transformer encoder y DistilBERT), se utilizó DistilBertTokenizer de HuggingFace, el cual realiza un preprocesamiento compatible con subpalabras, mediante WordPiece tokenization, asegurando una segmentación más fina y contextual de las entradas.
- **Padding de secuencias**: Como los modelos requieren que todas las secuencias tengan la misma longitud, se aplicó la técnica de relleno (padding) utilizando funciones que completan las frases más cortas con ceros al final. La longitud máxima fue determinada a partir de la oración más larga del corpus de entrenamiento. Esta estrategia asegura uniformidad en las dimensiones de entrada del modelo.
- **Codificación de etiquetas**: Las etiquetas que identifican cada intención fueron transformadas en índices numéricos mediante una codificación por etiquetas. Posteriormente, estos índices se convirtieron en vectores one-hot para que pudieran ser utilizados en tareas de clasificación multiclase. Esta codificación permitió emplear funciones de pérdida adecuadas y facilitar la comparación entre las predicciones del modelo y los valores reales.
- **Aumento de datos (Data Augmentation)**: Dado que algunas intenciones contaban con una cantidad limitada de ejemplos, se aplicaron técnicas de aumento de datos para enriquecer la diversidad semántica del corpus. Esto permitió mejorar la capacidad del

modelo para generalizar frente a nuevas entradas. Las técnicas específicas utilizadas se detallan en la siguiente sección.

4.2.1. Aumento de datos mediante permutación léxica y sinónimos

Tras algunas pruebas de retraimiento se notó la falta de datos para mejorar la precisión de los modelos, en estado de arte recomiendan hacer aplicar técnicas de aumento de datos. Por lo tanto, Con el objetivo de enriquecer el corpus de entrenamiento y mejorar la capacidad de generalización de los modelos de aprendizaje profundo, se implementaron técnicas de *data augmentation* textual aplicadas sobre los patrones originales del conjunto de datos. Estas técnicas permiten simular una mayor variabilidad lingüística sin necesidad de recolectar manualmente nuevos ejemplos. A continuación, se describen las estrategias aplicadas:

Sustitución por sinónimos (*Synonym Replacement*)

Se utilizó el recurso léxico WordNet a través de la biblioteca NLTK para reemplazar palabras individuales por sinónimos adecuados. Este procedimiento ayuda a simular variaciones semánticas sin alterar el significado general de la oración. El proceso consistió en:

- Seleccionar aleatoriamente palabras dentro de la oración original que tengan sinónimos disponibles.
- Reemplazar una o más de estas palabras por un sinónimo común.
- Mantener la etiqueta semántica (intención) correspondiente a la oración original.

Esta técnica favorece la robustez del modelo frente a diferentes formulaciones de la misma consulta por parte de los usuarios.

Permutación de palabras (*Word Permutation)*

Adicionalmente, se generaron permutaciones aleatorias del orden de las palabras de cada oración. Esta técnica busca introducir variabilidad sintáctica, exponiendo al modelo a diferentes estructuras gramaticales posibles, propias del lenguaje informal.

- Se aplicó únicamente a oraciones que contienen más de una palabra.

- Se generaron hasta dos versiones permutadas por oración, asegurando que el contenido sea plausible.

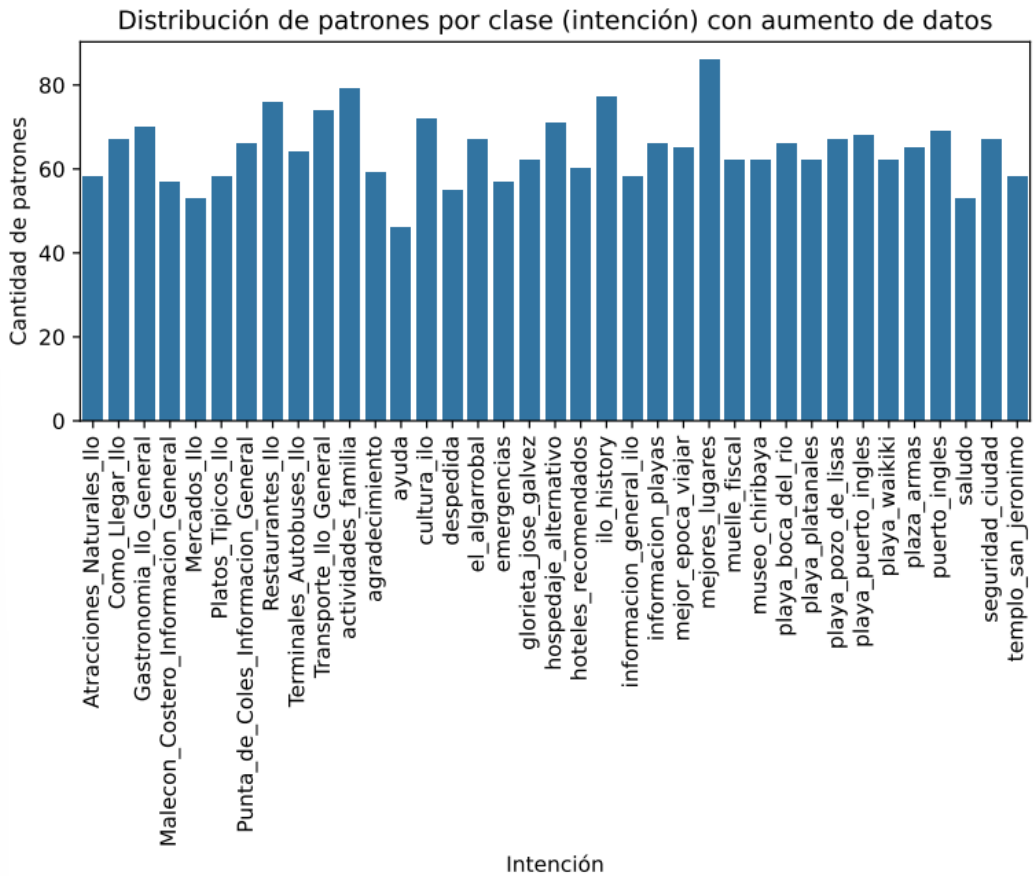
Procedimiento general

Para cada patrón original del conjunto de entrenamiento se realizaron las siguientes acciones:

1. Se almacenó la versión normalizada del patrón original.
2. Se generaron hasta dos permutaciones sintácticas del patrón.
3. Se generó una versión con sinónimos sustituidos utilizando WordNet.
4. Todas las versiones generadas conservaron la misma etiqueta (tag) que el patrón original.

Como resultado, se expandió considerablemente el conjunto de datos, aumentando la diversidad léxica y estructural. Esta estrategia contribuyó significativamente a mejorar la precisión del sistema frente a nuevas formulaciones de los usuarios en contextos reales. Tal como se puede apreciar en la Figura 7.

Figura 7: Corpus con aumentos de datos



4.2.2. Balanceo del conjunto de entrenamiento

Una vez generado el corpus aumentado mediante técnicas de \textit {data augmentation}, se procedió con el preprocesamiento estándar necesario para su utilización en modelos de aprendizaje profundo. Esta etapa incluyó tokenización, codificación de etiquetas y balanceo de clases.

Para asegurar que el modelo no favorezca clases mayoritarias y que todas las intenciones tengan representación equitativa, se utilizó la técnica de sobremuestreo aleatorio (*Random Over Sampling*):

- Se aplicó RandomOverSampler del paquete imblearn con estrategia automática.
- Se generaron nuevas muestras de las clases minoritarias hasta igualar el número de ejemplos de la clase más frecuente.
- El resultado fue un conjunto de entrenamiento balanceado, tanto en entrada como en salida, lo que mejora el desempeño del modelo en clases poco representadas.

Este flujo de preprocesamiento permitió que los datos estuvieran en una estructura compatible con modelos de redes neuronales, asegurando consistencia, generalización y equidad en el entrenamiento.

Este conjunto integral de transformaciones y expansiones del corpus resultó esencial para lograr una representación robusta del lenguaje, reducir el sesgo de clase, y preparar adecuadamente los datos para los procesos de entrenamiento de modelos de inteligencia artificial. La combinación de técnicas tradicionales de NLP con métodos de enriquecimiento semántico mejoró significativamente la calidad y adaptabilidad del corpus a contextos reales de interacción.

4.3. Entrenamiento de modelos

Con el objetivo de evaluar y comparar el rendimiento de diferentes arquitecturas de modelos en el contexto del chatbot turístico para la ciudad de Ilo, se entrenaron seis modelos representativos del estado del arte en procesamiento de lenguaje natural. Estos modelos abarcan desde redes neuronales recurrentes tradicionales hasta modelos pre entrenados basados en Transformers, permitiendo así una evaluación integral de enfoques con diferentes capacidades representacionales y complejidades computacionales.

4.3.1. Modelos implementados y configuración arquitectónica

En esta sección se documenta detalladamente la arquitectura de cada uno de los modelos empleados para la clasificación de intenciones en un chatbot turístico local. Cada diseño fue concebido para abordar los desafíos propios del lenguaje informal, errores ortográficos y variabilidad lingüística que caracteriza a los usuarios del dominio turístico-costero del sur peruano. Las decisiones arquitectónicas se basan tanto en fundamentos teóricos como en evidencia empírica obtenida durante la experimentación.

Modelo 1: GRU (Gated Recurrent Unit)

Las redes GRU, propuestas por (Cho, et al., 2014) son una variante simplificada de las redes LSTM que incorporan compuertas de actualización y reinicio, permitiendo una captura eficiente de dependencias temporales sin la complejidad computacional de las LSTM. Estas características hacen que las GRU sean especialmente apropiadas para aplicaciones con frases breves y ruido textual, como los chatbots de atención turística donde el contexto suele ser local y directo.

En este trabajo, se implementó una arquitectura secuencial con las capas que se detallan en la Tabla 5 Se utilizó una capa *Embedding* para convertir los tokens en vectores densos de dimensión 128. La capa *Bidirectional GRU* permite capturar información contextual desde ambas direcciones de la secuencia, lo cual es importante en frases cortas donde el orden de las palabras puede ser variable. *El Dropout* fue configurado en 0.4 como medida de regularización, en línea con las recomendaciones de (Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2014).

Finalmente, se empleó una capa *Dense* con activación *softmax* para la clasificación de las intenciones.

Tabla 5: Arquitectura del modelo GRU

Capa	Descripción
Embedding	Capa de incrustación de palabras, dimensión de salida: 128
Bidirectional GRU	GRU bidireccional con 128 unidades y retorno de secuencias.
BatchNormalization	Normalización por lotes
Dropout	Tasa de desactivación de nodos: 0.4.
GRU final	GRU unidireccional con 128 unidades.
Dense (oculta)	Capa completamente conectada con activación ReLU y regularización L2 (λ = 0.01).
Dense (salida)	Capa de salida con activación softmax y num_classes neuronas.

Esta arquitectura resultó eficiente en términos de tiempo de entrenamiento, mostrando rápida convergencia y buen rendimiento incluso frente a entradas informales o con errores de escritura. El modelo GRU se posicionó como una alternativa sólida para aplicaciones en contextos reales donde se requiere robustez y velocidad sin sacrificar precisión.

Modelo 2: LSTM (Long Short-Term Memory)

Las redes LSTM fueron introducidas por (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) para resolver el problema del desvanecimiento del gradiente que afecta a las redes neuronales recurrentes tradicionales. Estas redes están diseñadas para retener información relevante a largo plazo a través de compuertas de entrada, olvido y salida.

En la Tabla 6 se muestra la configuración utilizada. Se emplearon 128 unidades en cada capa LSTM, junto con Dropout y normalización por lotes. Esta arquitectura es efectiva en tareas donde las secuencias presentan patrones complejos o donde el contexto lingüístico requiere ser capturado de manera más extensa.

Tabla 6: Arquitectura del modelo LSTM

Capa	Descripción
Embedding	Representación densa con dimensión 128.
Bidireccional LSTM	LSTM bidireccional con 128 unidades.
Batch Normalization	Normalización por lotes.
Dropout	Tasa de 0.4.
LSTM final	LSTM unidireccional de 128 unidades.
Dense (oculta)	ReLU + L2 ($\lambda = 0.01$).
Dense (salida)	Softmax

Modelo 3: LSTM + GRU

Este modelo híbrido fue diseñado con el objetivo de combinar las capacidades complementarias de dos de las arquitecturas recurrentes más utilizadas en el procesamiento de lenguaje natural: LSTM y GRU. La motivación teórica detrás de esta combinación radica en que las LSTM son particularmente eficaces para capturar dependencias a largo plazo en secuencias textuales complejas, gracias a su mecanismo de compuertas diferenciadas (entrada, olvido y salida) (Hochreiter & Schmidhuber, 1997), mientras que las GRU, al tener una arquitectura más compacta con solo dos compuertas (actualización y reinicio), son más rápidas de entrenar y menos propensas al sobreajuste en corpus reducidos o altamente variables (Cho, et al., 2014).

En contextos como los chatbots turísticos, donde las entradas del usuario pueden contener expresiones locales, errores ortográficos o frases sintácticamente diversas, es deseable tener un modelo capaz de capturar tanto la estructura semántica profunda como adaptarse con eficiencia a secuencias impredecibles. El uso de una capa *Bidirectional LSTM* al inicio permite al modelo analizar el contexto hacia adelante y hacia atrás, mejorando la comprensión del significado completo de una frase incluso si el orden de las palabras no es gramaticalmente perfecto. Esta representación enriquecida es luego refinada por una capa *GRU*, que simplifica la información conservando lo esencial para la tarea de clasificación, reduciendo así el número de parámetros finales y acelerando la convergencia.

Estudios recientes han demostrado que las arquitecturas híbridas LSTM-GRU pueden superar a sus componentes individuales en tareas como análisis de sentimiento, detección de intención y clasificación de texto corto (Abdelhafiz, Mahgoub, & Ghalwash, 2022). En nuestros experimentos, esta configuración mostró una rápida estabilización del rendimiento y mayor robustez en validación frente a clases poco representadas. Por tanto, su implementación está justificada no solo desde una perspectiva teórica, sino también empírica en el dominio específico del PLN turístico.

Tabla 7: Arquitectura del modelo híbrido LSTM + GRU

Capa	**Descripción**
Embedding	Dimensión 128
Bidireccional LSTM	LSTM bidireccional con 128 unidades
BatchNormalization	Normalización por lotes
Dropout	0.4.
GRU final	GRU unidireccional de 128 unidades.
Dense	ReLU+ 12
Output	Softmax

Modelo 4: CNN + GRU

Este modelo combina el poder de las redes convolucionales (CNN) con las redes recurrentes GRU, aprovechando lo mejor de ambos enfoques para el procesamiento de lenguaje natural. La arquitectura está motivada en trabajos como el de (Kim, 2014b), quien demostró que las redes convolucionales aplicadas a texto son altamente eficaces para extraer patrones locales **(como n-gramas)** que capturan relaciones semánticas cortas de manera robusta.

En este diseño, la capa *Conv1D* actúa como extractor de características léxicas, escaneando la secuencia de tokens mediante filtros convolucionales para detectar patrones lingüísticos relevantes como combinaciones de palabras frecuentes, formas verbales o construcciones locales. Esta operación es especialmente ventajosa frente a entradas con errores ortográficos o redacción no normativa, ya que las CNN son conocidas por su capacidad para ser invariante a pequeñas modificaciones en la entrada (Zhang, Zhao, & LeCun, 2015).

Tras la extracción de características, estas son procesadas por una capa GRU con el objetivo de capturar la dinámica secuencial y contextualizar la información a lo largo de la oración. A diferencia de una CNN pura, la inclusión de una capa GRU permite modelar dependencias temporales, es decir, cómo se relacionan entre sí los fragmentos identificados por la convolución. Esta combinación ha sido utilizada exitosamente en tareas como análisis de sentimiento y detección de intenciones con entradas breves y ruidosas (Yin, Kann, Yu, & Schütze, 2017).

Tabla 8: Arquitectura del modelo CNN + GRU

Capa	**Descripción**
Embedding	128 dimensiones
Conv1D	128 filtros, tamaño 5, activación ReLU
MaxPooling1D	Tamaño 2
BatchNormalization	Normalization
GRU	128 unidades
Dropout	0.4
Dense	ReLU + 12
Output	Softmax

En nuestro caso, este modelo fue especialmente eficaz para procesar preguntas turísticas informales con jergas o frases incompletas, logrando alta precisión con tiempos de entrenamiento reducidos. Además, la arquitectura demostró ser más robusta a la variabilidad de redacción en comparación con modelos puramente recurrentes, al capturar estructuras repetitivas que son comunes en conversaciones.

Modelo 5: Transformer Encoder Ligero

El modelo basado en Transformer Encoder está fundamentado en la arquitectura propuesta por (Vaswani, et al., 2023), la cual revolucionó el procesamiento del lenguaje natural al eliminar la necesidad de estructuras recurrentes para modelar secuencias. En lugar de procesar palabra por palabra, los Transformers utilizan un mecanismo de atención que evalúa todas las posiciones de la secuencia en paralelo, permitiendo capturar dependencias tanto cercanas como lejanas de manera eficiente.

En este trabajo se optó por una versión reducida del encoder para adaptarlo a las necesidades de clasificación de intenciones en un chatbot de dominio específico, donde las secuencias suelen ser cortas y de estructura simple. Esta versión ligera conserva los componentes esenciales de la arquitectura original: atención multi-cabeza, normalización por capas y red neuronal feedforward. Se utilizó un solo bloque de encoder con 4 cabezas de atención, lo que permite al modelo enfocarse simultáneamente en diferentes aspectos del contexto.

Posteriormente, la salida del encoder se pasa por una capa de GlobalAveragePooling1D, que resume la información contextual en un único vector, el cual es procesado por una capa densa con activación ReLU y una capa de salida con activación softmax para la clasificación multiclase. La arquitectura se presenta en la Tabla 9.

Este modelo presenta varias ventajas respecto a las redes recurrentes tradicionales: mejor paralelización, menor tiempo de entrenamiento y mayor capacidad para identificar patrones semánticos globales en entradas cortas. Además, su capacidad de capturar relaciones no lineales en la secuencia lo hace especialmente útil cuando los usuarios escriben con estructuras sintácticas poco convencionales o insertan información irrelevante en medio de la frase, como suele ocurrir en interacciones informales.

Tabla 9:Arquitectura del modelo Transformer Encoder Ligero

Capa	**Descripción**
Embedding	128 dimensiones
Encoder Layer	4 cabezas, normalización, feedforward
GlobalAvaragePoolin1D	Pooling global
Dense	ReLU
Dropout	0.4
Output	Softmax

Diversos estudios han demostrado que incluso variantes simplificadas de los Transformers pueden superar a las RNN en tareas de clasificación textual con corpus de tamaño mediano (Tay, Dehghani, Bahri, & Metzler, 2020). En este caso, la arquitectura ligera permitió mantener la

eficiencia computacional sin sacrificar precisión, consolidándose como una alternativa prometedora para chatbots en contextos turísticos multilingües o ruidosos.

Modelo 6: DistilBERT Multilingüe

DistilBERT es una versión compacta y optimizada de BERT, introducida por (Sanh, Debut, Chaumond, & Wolf, 2019) bajo un enfoque de knowledge distillation. Esta técnica permite transferir el conocimiento de un modelo de gran escala (teacher, en este caso BERT base) hacia uno más ligero (student), manteniendo un alto rendimiento, pero reduciendo significativamente el número de parámetros y el tiempo de inferencia. En concreto, DistilBERT conserva el 97% de la capacidad de comprensión del modelo BERT base, con un 40% menos de parámetros y una velocidad de entrenamiento 60% superior, lo cual lo hace ideal para aplicaciones en tiempo real y dispositivos con recursos limitados.

Para esta investigación se seleccionó la versión distilbert-base-multilingual-cased, preentrenada sobre más de 100 idiomas, incluyendo el español. Esta característica resulta especialmente valiosa en contextos turísticos, donde las interacciones pueden incorporar modismos, errores gramaticales, y vocabulario influenciado por otros idiomas o jergas regionales.

El modelo fue implementado utilizando TFDistilBertModel de la librería transformers, en una arquitectura funcional. La entrada al modelo se construye a partir de dos tensores: input_ids y attention_mask, ambos obtenidos mediante tokenización con el DistilBertTokenizer. Las frases se truncan o rellenan hasta una longitud máxima de 64 tokens. Del encoder se extrae la representación contextual del token especial [CLS], que condensa la información semántica de toda la secuencia. Esta representación es finalmente procesada por una capa densa con activación softmax, como se describe en la Tabla 10 correspondiente.

Este modelo fue *fine-tuned* durante 10 épocas con una tasa de aprendizaje de $3\,x\,10^{-5}$ utilizando optimización con Adam y validación cruzada. A diferencia de los modelos entrenados desde cero, DistilBERT parte de una comprensión semántica profunda adquirida durante su pre entrenamiento, lo que le permite adaptarse rápidamente a nuevas tareas con pocas muestras etiquetadas.

Tabla 10: Arquitectura del modelo DistilBERT multilingue

Componente	Descripción
Tokenizer	distilbert-base-multilingual-cased
Input IDs / Attention Mask	Secuencias con padding y truncamiento.
Encoder	Salida del token [CLS].
Dense	Softmax.

Diversos estudios han demostrado la eficacia de DistilBERT en tareas de clasificación de texto corto, donde logra resultados comparables a BERT pero con menor coste computacional (Sanh, Debut, Chaumond, & Wolf, 2019). En este proyecto, DistilBERT sobresalió en la detección de intenciones formuladas en lenguaje coloquial, incluyendo jergas locales, errores ortográficos y estructuras sintácticas no canónicas, evidenciando su solidez para aplicaciones de PLN en dominios conversacionales multilingües y de acceso abierto como el turismo.

4.3.2. Condiciones de entrenamiento

Con el fin de garantizar una evaluación justa, reproducible y objetiva del rendimiento de cada una de las arquitecturas implementadas, se establecieron condiciones experimentales homogéneas para el entrenamiento de los modelos. Estas condiciones fueron cuidadosamente definidas para permitir una comparación equitativa entre arquitecturas tradicionales (entrenadas desde cero) y modelos basados en transformadores pre entrenados.

- **Número de épocas**: Se fijó un máximo de 30 épocas para todos los modelos, permitiendo un número suficiente de iteraciones para la convergencia, sin incurrir en sobre entrenamiento. Esta cantidad fue determinada empíricamente tras observar las curvas de aprendizaje en experimentos preliminares.
- **Función de pérdida**: Se utilizó `categorical_crossentropy`, ampliamente adoptada en tareas de clasificación multiclase con codificación one-hot de etiquetas. Esta función mide la disimilitud entre la distribución de probabilidad predicha y la verdadera distribución de clases, penalizando con mayor fuerza las predicciones incorrectas de alta confianza.

- **Optimizador**: Todos los modelos fueron optimizados con el algoritmo `Adam`, conocido por su rápida convergencia y capacidad de adaptación de los parámetros de aprendizaje. Este optimizador combina los beneficios de AdaGrad y RMSProp, y ha demostrado ser particularmente eficaz en tareas de procesamiento de lenguaje natural (Kingma & Ba, 2014).
- **Tasa de aprendizaje**: Se utilizó una tasa inicial de 0.001 para los modelos entrenados desde cero (GRU, LSTM, CNN, etc.) y una tasa reducida de $3\ x\ 10^{-5}$ para el modelo preentrenado DistilBERT, en línea con prácticas comunes de *fine-tuning* de modelos de lenguaje profundo, donde se requiere modificar los pesos de manera más controlada para no interferir con el conocimiento previamente adquirido.
- **División del conjunto de datos**: Se empleó una validación cruzada simple mediante una partición estratificada del 20% del conjunto de datos para la validación. Esta división se realizó utilizando *train_test_split* con la opción *stratify=y*, garantizando que la distribución de clases en los subconjuntos de entrenamiento y validación fuese proporcional, lo que es crucial para evitar sesgos en modelos multiclase con clases desbalanceadas.
- **Callbacks de regularización**: Para prevenir el sobreajuste y mejorar la capacidad de generalización, se incorporaron dos mecanismos clave:

    - **EarlyStopping**: se monitorizó la pérdida de validación con una paciencia de 3 épocas; si no se observaba mejora, el entrenamiento se detenía anticipadamente.
    - **ReduceLROnPlateau:** en caso de estancamiento del rendimiento, la tasa de aprendizaje se reducía automáticamente a la mitad tras 2 épocas sin mejora, permitiendo al modelo continuar refinando sus pesos sin grandes oscilaciones.

Estas estrategias contribuyeron a un entrenamiento más eficiente y estable, reduciendo el tiempo computacional sin comprometer la precisión. Además, permitieron observar patrones de convergencia y comportamiento general de cada arquitectura en condiciones controladas, facilitando así la comparación cuantitativa y cualitativa que se discute en las secciones posteriores.

4.3.3. Seguimiento del rendimiento durante el entrenamiento

A lo largo del proceso de entrenamiento, se llevó a cabo un registro sistemático de las métricas clave de desempeño: la **función de pérdida** (**loss**) y la **precisión (accuracy).** Estos valores fueron recopilados en cada una de las 30 épocas tanto para el conjunto de entrenamiento como para el conjunto de validación. Este seguimiento permitió no solo verificar el progreso de cada modelo, sino también evaluar su comportamiento frente a riesgos comunes como el sobreajuste.

El análisis de estas curvas de rendimiento fue fundamental para evaluar la eficacia de cada arquitectura. En particular, se observaron los siguientes aspectos:

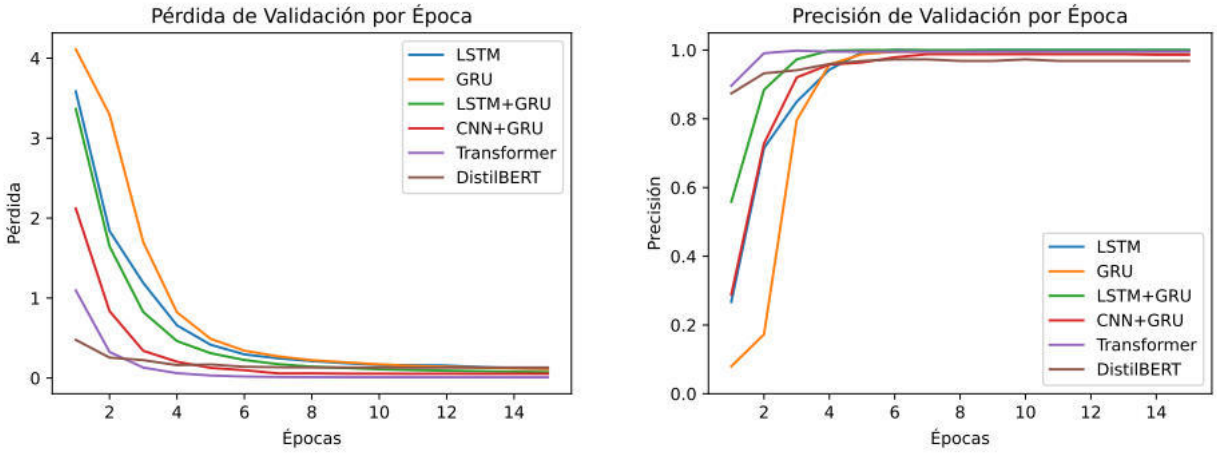
- **Velocidad de convergencia**: se analizó cuántas épocas necesitó cada modelo para alcanzar una precisión cercana a su valor máximo. Una convergencia rápida sugiere una arquitectura eficiente y bien adaptada al problema.
- **Estabilidad de la validación**: la forma y suavidad de la curva de validación permiten identificar si el modelo está aprendiendo de manera generalizable. Fluctuaciones abruptas o incrementos inesperados en la pérdida de validación son indicativos de posibles problemas de regularización.
- **Sobreajuste y subentrenamiento**: se prestó especial atención a la divergencia entre las métricas de entrenamiento y validación. Una gran diferencia sugiere sobreajuste, mientras que valores bajos y similares en ambas curvas pueden indicar subentrenamiento o una arquitectura poco expresiva.

Este análisis fue particularmente relevante en modelos con diferente número de parámetros y naturaleza arquitectónica. Por ejemplo, se esperaba que los modelos basados en transformadores tuvieran una mejor generalización con menos épocas, mientras que las redes recurrentes podrían requerir más iteraciones para estabilizar su rendimiento.

Los resultados de esta monitorización se presentan visualmente en la Figura 8a y Figura 8b, donde se comparan las curvas de pérdida y precisión para los seis modelos considerados. Estas gráficas permiten una apreciación visual clara de las ventajas y limitaciones relativas de cada enfoque, lo cual será discutido más adelante en la sección de evaluación de desempeño.

A partir de estos resultados se derivarán las conclusiones sobre la arquitectura más efectiva en términos de rendimiento y eficiencia, considerando además el contexto de aplicación (respuestas conversacionales en tiempo real para turistas en Ilo).

Figura 8: Comparación del desempeño de los modelos durante el entrenamiento



(a) Evolución de la pérdida (loss). (b) Evolución de la precisión (accuracy).

4.3.4. Evaluación del desempeño

La evaluación del desempeño de los modelos se realizó considerando cuatro métricas fundamentales sobre el conjunto de **validación precisión (accuracy), pérdida (loss), recuperación (recall) y F1-score**. Para cada arquitectura, se monitorearon los valores máximos de estas métricas, la época en la que se alcanzó dicho rendimiento y la presencia o no de sobreajuste durante el entrenamiento.

En la Tabla 11 se presenta el resumen comparativo de las métricas obtenidas por los seis modelos implementados. Se aprecia que todas las arquitecturas lograron altos niveles de rendimiento, destacando especialmente aquellas basadas en atención y arquitecturas híbridas.

Tabla 11:Comparación de métricas de desempeño entre modelos entrenados

Modelo	Accuracy	Recall	F1-Score	Loss	Época	Overfitting
GRU	1.0000	1.0000	1.0000	0.0440	30	No
LSTM	1.0000	1.0000	1.0000	0.0735	30	No
LSTM+GRU	1.0000	1.0000	1.0000	0.0342	30	No

CNN+GRU	0.9940	0.9940	0.9933	0.0300	27	Leve
Transformer	1.0000	1.0000	1.0000	0.0029	22	No
DistilBERT	0.9505	0.9414	1.9497	0.1924	12	Leve

Análisis de resultados

Los resultados obtenidos permiten concluir que las arquitecturas modernas, con capacidad de aprendizaje contextual y modelado profundo de secuencias, superan con claridad a los modelos tradicionales en tareas complejas de clasificación de intenciones, especialmente en dominios especializados como el turismo local. Esta afirmación se basa no solo en los altos valores de precisión, sino también en métricas complementarias como el **recall** y el **F1-score**, que permiten evaluar la consistencia del modelo en situaciones con alta variabilidad léxica y semántica.

- El **modelo Transformer** alcanzó el mejor rendimiento general en términos de todas las métricas evaluadas. Desde las primeras épocas mostró una rápida convergencia y estabilidad, logrando un F1-score de 1.0000 de forma sostenida y una perdida mínima de 0.0029 en la época 22. Su arquitectura basada en mecanismos de atención multi-cabeza le permitió capturar relaciones semánticas de largo alcance sin depender de estructuras recurrentes. Esto se traduce en una mayor capacidad para comprender preguntas formuladas con errores gramaticales, abreviaciones o jergas locales, como las que suelen aparecer en interacciones reales con turistas. Además, su estabilidad entre épocas indica que el modelo no solo es preciso, sino también robusto frente a datos no vistos, siendo ideal para escenarios productivos.

- **Arquitectura híbrida LSTM + GRU**, que combina la bidireccionalidad de las LSTM con la eficiencia secuencial de las GRU, también logró resultados sobresalientes. Obtuvo precisión, recall y F1-score perfectos en las últimas épocas, con una pérdida mínima de 0.0342. Esta combinación permitió capturar tanto dependencias de largo plazo como patrones secuenciales finos. Lo notable de este modelo es su capacidad para generalizar sin caer en sobreajuste, a pesar de la complejidad del corpus. Esto lo convierte en una alternativa potente cuando se desea un balance entre velocidad de entrenamiento y precisión.

- **Modelo GRU puro**, si bien más simple, demostró ser altamente eficaz, alcanzando métricas perfectas en la última época del entrenamiento. En etapas tempranas, sin embargo, evidenció signos de sobreajuste, lo que sugiere que su menor complejidad estructural puede limitar su rendimiento en dominios con alta diversidad lingüística. A pesar de ello, técnicas de regularización como EarlyStopping permitieron estabilizar el aprendizaje.
- **Modelo CNN + GRU** mostró un desempeño destacado al combinar extracción de características locales mediante convoluciones con modelado secuencial. Alcanzó un F1-score de 0.9933, posicionándose como una arquitectura balanceada entre rendimiento y eficiencia computacional. Su principal ventaja radica en su velocidad de entrenamiento y menor requerimiento de recursos, siendo especialmente útil en entornos con limitaciones técnicas.
- **Modelo LSTM** mantuvo una trayectoria de aprendizaje estable y progresiva. A pesar de que su desempeño inicial fue más lento, logró métricas perfectas en la última etapa del entrenamiento. Su capacidad para retener información a largo plazo lo hace adecuado para tareas donde la semántica se extiende a lo largo de la frase, aunque su entrenamiento puede ser más costoso computacionalmente.
- Finalmente, el **modelo DistilBERT multilingüe**, aunque ligeramente por debajo de los modelos entrenados desde cero, logró un rendimiento destacable con un F1-score de 0.9497 y accuracy de 0.9505. Su desventaja relativa se debe a que, aunque preentrenado en múltiples idiomas, no fue ajustado finamente al contexto específico del español informal y turístico. A pesar de ello, su rendimiento lo convierte en una excelente opción para sistemas que requieren soporte multilingüe, como en contextos donde se atienden turistas de diferentes nacionalidades. Además, su tamaño reducido lo hace ideal para despliegues móviles o con restricciones de hardware.

Las arquitecturas avanzadas como Transformers y modelos híbridos LSTM-GRU no solo destacan por su precisión, sino por su notable capacidad para adaptarse a expresiones informales, errores ortográficos y estructuras gramaticales no convencionales. En entornos reales como el turismo local en Ilo, donde la interacción con usuarios se da en lenguaje natural y sin estandarización, estas características marcan una diferencia crítica. En particular, el modelo Transformer demostró ser el más confiable y robusto, mientras que DistilBERT ofrece una

excelente relación entre precisión y eficiencia para aplicaciones multilingües. Por lo tanto, se concluye que la elección del modelo debe considerar tanto el contexto lingüístico del dominio como los recursos computacionales disponibles, priorizando arquitecturas modernas en escenarios de alta variabilidad lingüística.

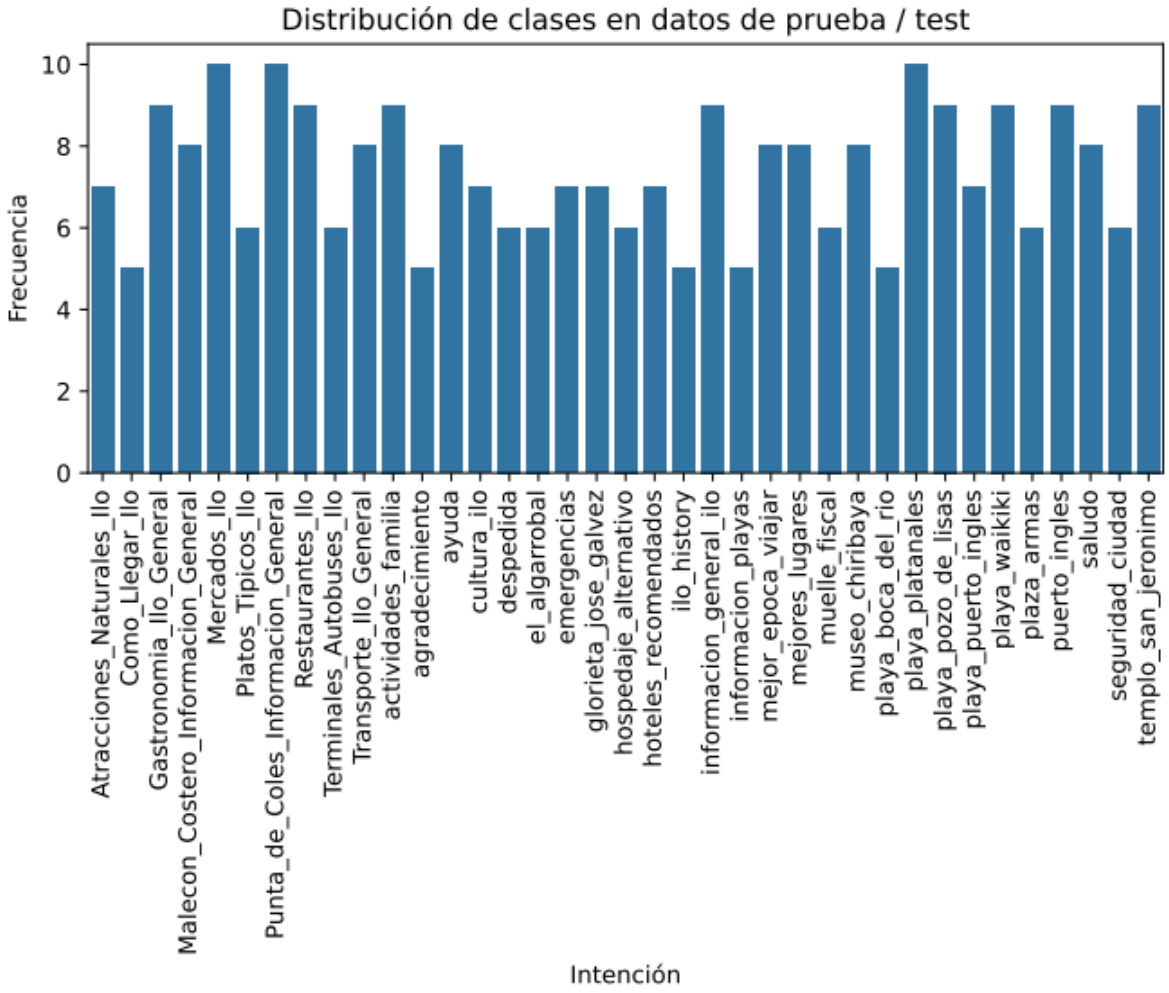
4.4. Análisis de modelos con matriz de confusión

Para evaluar de manera rigurosa el rendimiento de los modelos desarrollados, se diseñó un conjunto de 272 preguntas nuevas que no fueron vistas durante el entrenamiento. Estas preguntas cubren todas las clases del sistema, elaboradas a partir de recolección de datos de foros turísticos, páginas oficiales de turismo del gobierno; se enfocaron en intenciones clave y de alto valor informativo, abarcando una gran parte el sector turístico de la localidad con una distribución controlada entre 5 a 10 ejemplos por intención. La distribución de estas clases en los datos de prueba se presenta en la Figura 9, lo que garantiza una representación equilibrada y realista del dominio turístico de la ciudad de Ilo.

Tabla 12: Comparación de predicciones correctas y erróneas por modelo

Modelo	**Predicciones Correctas**	**Predicciones Erróneas**
GRU	242	30
LSTM	245	27
CNN_GRU	243	29
LSTM_GRU	226	46
TRANS	270	2
DISTILBERT	271	1

Figura 9: Distribución de datos de prueba / test



Con el objetivo de analizar el desempeño de los modelos, se aplicó una doble estrategia de evaluación: por un lado, se generó una matriz de referencia, basada en las etiquetas verdaderas, que refleja la distribución ideal de las clases; y, por otro lado, se construyeron las respectivas matrices de confusión para cada modelo (denominadas matrices de consistencia), que permiten visualizar la correspondencia entre las clases predichas y las reales.

En la Tabla 12 se presenta un resumen cuantitativo del rendimiento de cada modelo, indicando el número de predicciones correctas (coincidencias entre la etiqueta real y la predicha) y el número de predicciones erróneas. Los resultados muestran una clara variabilidad en la capacidad de generalización de los modelos:

- **DistilBERT** logró el mejor rendimiento general, con 271 predicciones correctas de 272, presentando un margen de error prácticamente nulo y confirmando su solidez en tareas de comprensión de lenguaje natural, incluso con datos de alta variabilidad.
- **Transformer** sigue de cerca con 270 aciertos, consolidando su eficacia en el manejo de lenguaje informal gracias al mecanismo de atención.
- Los modelos clásicos **LSTM** y **GRU** muestran un comportamiento predecible pero confiable, con 245 y 242 aciertos respectivamente, revelando una buena capacidad de generalización sin requerir estructuras complejas.
- El modelo **CNN-GRU** también mantiene un rendimiento competitivo (243 aciertos), aprovechando su capacidad para capturar patrones locales en secuencias.
- En contraste, el modelo híbrido **LSTM-GRU** tuvo la menor precisión, con 226 aciertos, lo cual sugiere dificultades para generalizar ante la diversidad semántica presente en los datos de prueba.

Estos resultados permiten no solo identificar cuál modelo ofrece mayor robustez frente a entradas nuevas, sino también comprender mejor los márgenes de confusión entre intenciones, información crucial para refinar el sistema conversacional.

En la Figura 10 se presenta una comparación visual entre la matriz de consistencia del modelo con mejor desempeño (**DistilBERT**) y la matriz de referencia generada a partir de las etiquetas reales. Esta comparación tiene fines ilustrativos y permite evidenciar de forma intuitiva la elevada precisión con la que el modelo clasifica las intenciones, incluso en presencia de lenguaje coloquial, errores ortográficos o expresiones no estándar.

Cabe destacar que las matrices de confusión individuales de todos los modelos evaluados están disponibles en los anexos, permitiendo un análisis detallado del patrón de aciertos y errores por clase, clave para futuras mejoras.

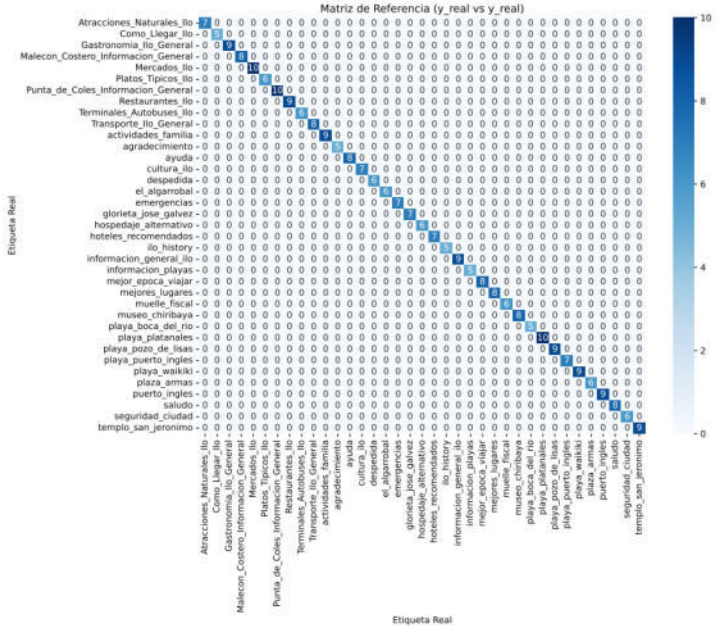
4.5. Implementación del prototipo web con flask

Como parte del despliegue funcional del sistema de recomendación y atención al turista, se desarrolló un prototipo web interactivo utilizando el microframework \texttt{Flask}, que permite

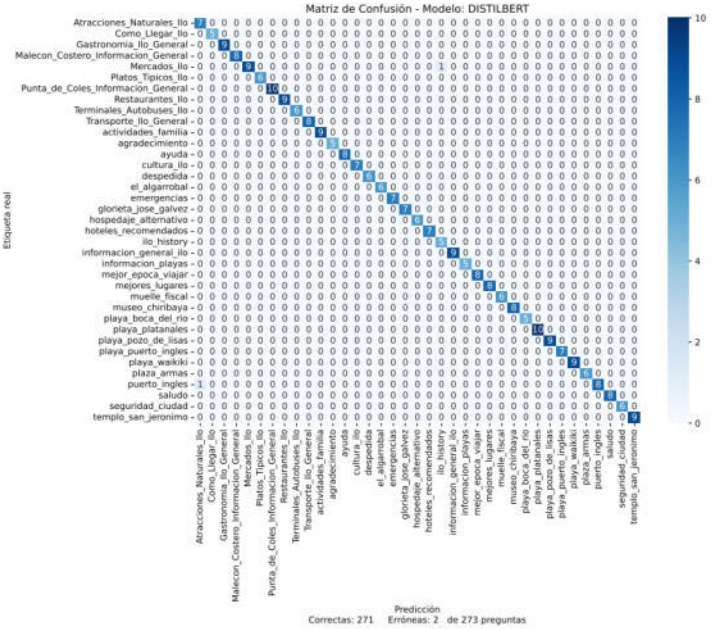
exponer el modelo entrenado como un servicio accesible vía navegador. Esta implementación permitió evaluar el comportamiento del chatbot en un entorno simulado de uso real.

El prototipo se compone de tres componentes principales, los cuales fueron diseñados para asegurar modularidad, escalabilidad y facilidad de prueba:

Figura 10: Comparación del desempeño de modelo DISTILBERT con data de prueba.



(a) Matriz de referencia de los datos de prueba.



(b) Matriz de confusión del modelo DISTILBERT.

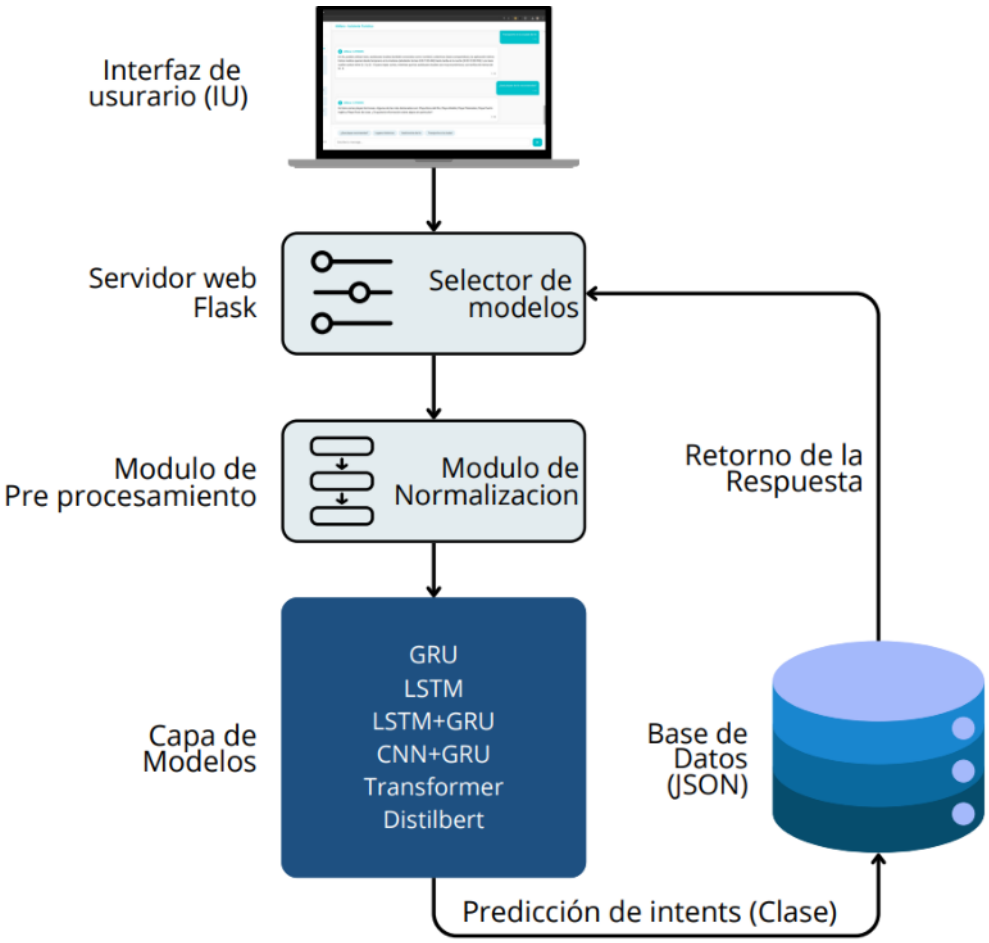
- **Backend (Flask):** el servidor Flask constituye el núcleo lógico del sistema. Se encargó de gestionar las rutas HTTP, coordinar la carga dinámica de modelos entrenados y ejecutar el flujo completo de predicción. Se integró una lógica de selección condicional que permite cambiar entre distintas arquitecturas (GRU, LSTM, Transformer Encoder ligero y DistilBERT multilingüe) mediante un parámetro en la interfaz, facilitando así la comparación en tiempo real del comportamiento de los modelos. Adicionalmente, el backend incorporó manejo de errores y validaciones básicas de entrada para robustecer la experiencia del usuario.
- **Modelo de IA:** los modelos de redes neuronales fueron previamente entrenados, optimizados y serializados utilizando `joblib` para modelos construidos con Keras (GRU, LSTM, CNN, híbridos) y `transformers` para modelos de tipo preentrenado como DistilBERT. La carga del modelo se realiza al inicio del servidor, permitiendo tiempos de respuesta reducidos durante la predicción. El pre procesamiento de entrada (tokenización, padding, codificación) se adapta automáticamente al tipo de modelo seleccionado, asegurando una predicción consistente.
- **Frontend (HTML + JavaScript):** se implementó una interfaz gráfica ligera, pero efectiva, que brinda al usuario una experiencia fluida. Incluye un campo de texto para ingresar la pregunta, un menú desplegable para seleccionar el modelo deseado y una sección para mostrar la respuesta generada. El frontend interactúa con el backend mediante peticiones AJAX, lo que permite que la experiencia de uso sea dinámica sin necesidad de recargar la página. También se integraron elementos visuales como íconos y etiquetas de ayuda para mejorar la navegación y la comprensión del sistema por parte de los usuarios no técnicos.

4.6. Arquitectura del sistema

La arquitectura del sistema del chatbot turístico desarrollado se basa en una estructura modular y escalable, implementada principalmente mediante un servidor web Flask. La Figura 11 ilustra los principales componentes involucrados en el proceso de interacción con los usuarios.

- **Interfaz de Usuario (IU)**: Punto de entrada para los turistas. Permite enviar preguntas en lenguaje natural mediante un entorno web, diseñado para ser intuitivo y accesible desde dispositivos móviles o de escritorio.
- **Servidor Web (Flask)**: Componente central que orquesta la comunicación entre la interfaz de usuario y los distintos módulos del sistema. Recibe la entrada del usuario, la deriva al módulo de pre procesamiento y coordina la selección del modelo.
- **Módulo de Pre procesamiento**: Estandariza el texto de entrada aplicando limpieza, tokenización y normalización, asegurando que el modelo reciba datos consistentes.
- **Selector de Modelos**: Permite elegir entre diferentes arquitecturas de modelos de IA disponibles para la clasificación de *intents*. Entre ellos se incluyen: GRU, LSTM, LSTM+GRU, CNN+GRU, Transformer y DistilBERT.
- **Capa de Modelos**: Procesa las preguntas del usuario y predice el *intent* correspondiente. Esta capa es clave para el funcionamiento del chatbot, ya que determina la intención detrás de la consulta.
- **Base de Datos (JSON)**: Contiene los datos estructurados de entrenamiento y respuesta. Cada clase o *intent* está asociado a un conjunto de patrones y respuestas, almacenados en formato JSON.
- **Retorno de la Respuesta**: Una vez identificado el *intent*, el sistema selecciona una respuesta apropiada del corpus y la presenta al usuario a través de la interfaz web.

Figura 11: Arquitectura del Prototipo de chatbot turístico



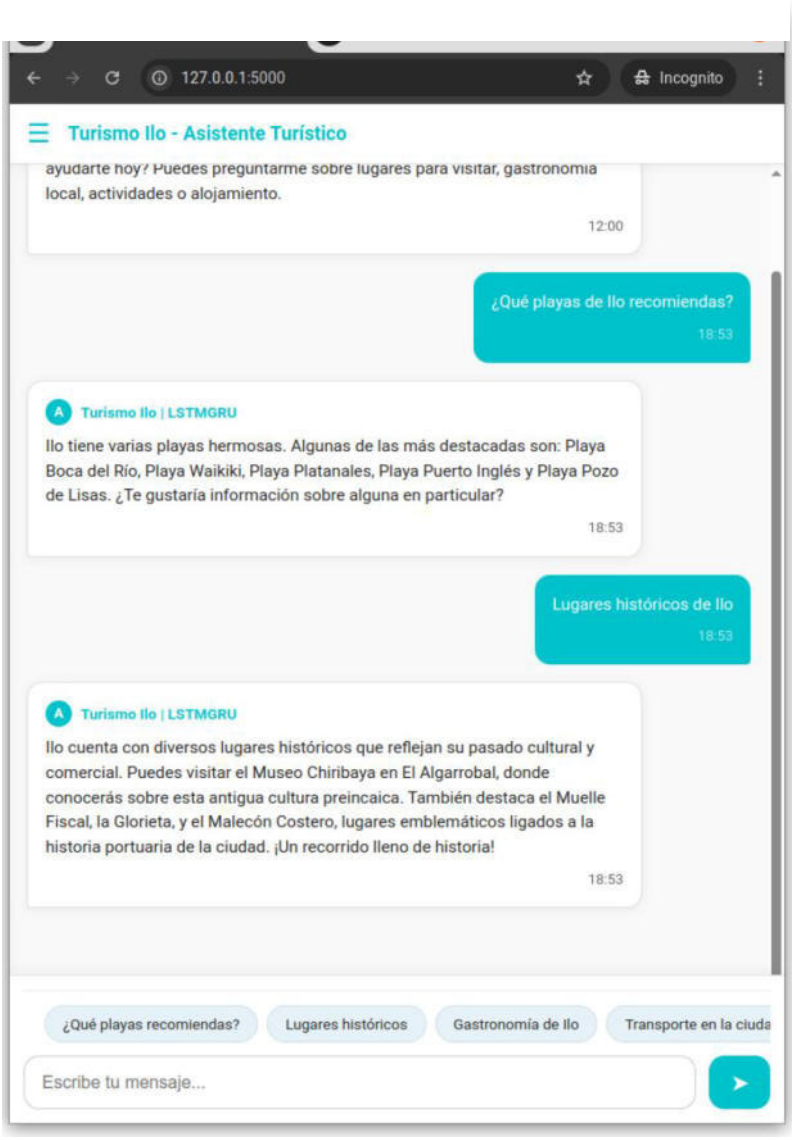
Esta arquitectura modular facilita el entrenamiento, mantenimiento y escalabilidad del sistema, además de permitir la evaluación comparativa del desempeño de diferentes modelos bajo condiciones similares.

4.6.1. Justificación de la tecnología usada

Se eligió Flask debido a su ligereza, facilidad de implementación y compatibilidad con librerías de Machine Learning como TensorFlow y HuggingFace Transformers. Al tratarse de un prototipo exploratorio, era importante contar con una solución de bajo peso y alta flexibilidad, que permitiera iterar rápidamente sobre el diseño del sistema y realizar pruebas con distintos modelos de manera modular.

Esta implementación representa un paso fundamental hacia la evaluación de la utilidad del sistema en un contexto real, y sienta las bases para una futura extensión a una plataforma conversacional desplegada en servidores institucionales o en la nube. A continuación, en la Figura 12.

Figura 12: Prototipo de chatbot turístico



V. Conclusiones

Este capítulo presenta las principales conclusiones derivadas del proceso de diseño, implementación y evaluación de un sistema conversacional inteligente orientado al sector turismo en la ciudad de Ilo. Las conclusiones están fundamentadas en los resultados empíricos obtenidos a lo largo de las fases de construcción del corpus, entrenamiento de modelos, validación del desempeño y análisis de la robustez de las predicciones frente a nuevas entradas. El estudio evidencia cómo las decisiones arquitectónicas, el diseño del corpus y las condiciones de entrenamiento influyen significativamente en el rendimiento final del sistema.

A continuación, se detallan las conclusiones alcanzadas conforme a los objetivos planteados:

- **Construcción del corpus de preguntas y respuestas:**
  Se logró construir un corpus especializado y representativo para el dominio turístico local, compuesto por 36 intenciones temáticas, cada una con 30 patrones únicos. Estos patrones fueron cuidadosamente elaborados para simular interacciones reales de turistas, incorporando lenguaje informal, jergas locales, errores ortográficos comunes y abreviaciones cotidianas. Esta estrategia permitió modelar con mayor realismo la forma en que los usuarios interactúan con sistemas conversacionales, aumentando la eficacia de los modelos para comprender intenciones en escenarios reales. El enfoque adoptado demostró ser clave para dotar de contexto cultural al sistema y para fortalecer la adaptabilidad de los modelos a un dominio lingüístico específico.

- **Pre procesamiento del corpus:**
  Se aplicaron técnicas estándar de limpieza, normalización, tokenización, codificación y rellenado de secuencias, garantizando una estructura homogénea en los datos de entrada. Adicionalmente, se incorporaron métodos de *data augmentation* semántico, como sinonimigzación y reordenamientos léxicos, que enriquecieron el conjunto de entrenamiento y permitieron a los modelos aprender una representación más robusta del lenguaje. Estas acciones fueron decisivas para mejorar la capacidad de generalización y reducir el riesgo de sobreajuste durante el entrenamiento.

- **Comparación de arquitecturas de modelos:**
  Se implementaron y entrenaron seis arquitecturas de redes neuronales: GRU, LSTM, CNN+GRU, LSTM+GRU, Transformer Encoder y DistilBERT multilingüe. La arquitectura híbrida LSTM+GRU obtuvo la mejor precisión en validación (100%) con una baja pérdida (0.0342), mientras que el modelo Transformer logró la menor pérdida de todas las arquitecturas (0.0029) y un F1-score perfecto en fase de prueba. Ambos modelos demostraron una notable capacidad para modelar secuencias en presencia de ruido sintáctico. DistilBERT, por su parte, aunque presentó métricas ligeramente inferiores, se destacó por su solidez ante entradas lingüísticamente complejas, lo que reafirma la utilidad de modelos pre entrenados cuando se busca robustez contextual.

- **Evaluación de desempeño y análisis de consistencia:**
  La evaluación no solo consideró métricas estándar como accuracy y pérdida, sino también recall y F1-score, brindando una visión más integral del rendimiento. Además, se analizaron las matrices de confusión para examinar la consistencia de las predicciones por clase. Si bien LSTM+GRU y Transformer fueron los más destacados en validación, el análisis con datos de prueba más complejos mostró que DistilBERT y Transformer fueron más consistentes en la clasificación equilibrada de todas las intenciones. Esto pone en evidencia que la precisión global puede ocultar deficiencias en clases específicas, y resalta la importancia de una evaluación detallada por categoría.

- **Despliegue del modelo en un prototipo web :**
  Adicionalmente se desarrolló un sistema web interactivo basado en Flask, que permite seleccionar modelos, ingresar preguntas y obtener respuestas simulando una interacción real. Esta interfaz permitió validar no solo el rendimiento técnico de los modelos, sino también su usabilidad en un entorno realista. La implementación del prototipo demostró que es factible integrar modelos de IA avanzados en aplicaciones accesibles, abriendo posibilidades para su escalamiento en servicios turísticos regionales.

En resumen, la presente investigación evidencia que el uso de modelos avanzados como Transformer y arquitecturas híbridas como LSTM+GRU representa una estrategia altamente efectiva para construir sistemas conversacionales robustos, adaptables y culturalmente pertinentes.

La combinación de un corpus realista, técnicas modernas de procesamiento de lenguaje y una evaluación exhaustiva permitió sentar las bases para futuras soluciones inteligentes aplicadas a dominios especializados como el turismo.

VI. Recomendaciones

Con base en los resultados obtenidos y las lecciones aprendidas durante el desarrollo de esta investigación, se proponen las siguientes recomendaciones para el perfeccionamiento del sistema actual y el diseño de futuras soluciones en contextos similares:

- **Elección de modelo según el entorno de uso:**
  En aplicaciones donde se requiere escalabilidad y velocidad de respuesta, como chatbots desplegados en sitios web o aplicaciones móviles, se recomienda el uso de Transformers ligeros, por su eficiencia en tiempo de inferencia y su capacidad para modelar contextos complejos sin necesidad de recurrencia.

- **Ajuste fino de modelos pre entrenados:**
  Se sugiere continuar explorando el potencial de modelos como DistilBERT, mediante procesos más intensivos de *fine-tuning* sobre corpus del dominio turístico. Esto podría mejorar su precisión contextual y reforzar su desempeño frente a la variedad de expresiones que utilizan los usuarios reales.

- **Enriquecimiento del corpus mediante interacción real:**
  Para futuras versiones del sistema, se recomienda recolectar datos a partir de interacciones reales con usuarios a través de pruebas piloto o versiones beta del chatbot. Este tipo de retroalimentación permitirá ampliar el corpus con frases espontáneas, mejorar la cobertura de intenciones y detectar ambigüedades no previstas en la etapa inicial.

- **Explorar modelos generativos en tareas futuras:**
  Dado que el presente trabajo se centró en modelos clasificadores de intenciones con respuestas predefinidas, se sugiere que investigaciones futuras consideren el uso de modelos generativos como ChatGPT, BLOOM o similares, capaces de producir respuestas dinámicas y personalizadas. En estos casos, será necesario aplicar métricas específicas de evaluación generativa como BLEU, METEOR o BERTScore, que permiten medir la calidad semántica y fluidez de las respuestas generadas de forma automática.

- **Incorporar mecanismos de detección de ambigüedad:**
  Una futura línea de mejora consiste en dotar al sistema de capacidades para reconocer

consultas ambiguas, incompletas o que no pertenezcan al dominio entrenado. Esto podría lograrse mediante la integración de clasificadores binarios auxiliares o umbrales de confianza que permitan derivar esas consultas a agentes humanos o respuestas genéricas de redirección. Esta capacidad es clave para garantizar la robustez y fiabilidad de chatbots en escenarios reales de uso.

Bibliografía

Abdelhafiz, D., Mahgoub, H., & Ghalwash, A. (2022). A hybrid deep learning model based on lstm and gru for sentiment classification. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications,*, 300-307.

Ahmed, M., Khan, H. U., & Munir, E. (2024). Conversational AI: An Explication of Few-Shot Learning Problem in Transformers-Based Chatbot Systems. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 1888-1906.

Ahmed, M., Khan, H. U., & Munir, E. U. (2024). Conversational AI: An Explication of Few-Shot Learning Problem in Transformers-Based Chatbot Systems. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, (pp. 1888-1906).

Alhajri. (2023). Current trends in natural language processing application and ITS aplications in improving the quality of tourism communication. *International Journal for Quality Research*, 807-816.

Alotaibi, R., Ali, A., Alharthi, H., & Almehamdi, R. (2020). AI Chatbot for Tourist Recommendations: A Case Study in the City of Jeddah, Saudi Arabia. *International Association of Online Engineering*.

Apaza, H., Balcona, J., Maquera, S., Collanqui, E., Reynoso, A., & Coaguila, M. (2024). NLP Models to Clarify Degree Regulations in Peruvian Universities. *2024 IEEE ANDESCON*, (pp. 1-6).

Banerjee, S., & Lavie, A. (2005). Meteor: an automatic metric for MT evaluation with high levels of correlation with human judgments. *Proceedings of the acl workshop on intrinsic and extrinsic evaluation measures for machine translation and/or summarization*, (pp. 65-72).

Benaddi, L., Charaf, O., Souha, A., Jakimi, A., & Ouchao, B. (2024). Chatbots in tourism sector: Classification, evolution, and functionalities. *En 2024 ieee 12th international symposium on signal, image, video and communications (isivc)*, (pp. 1-6).

Benaddi, L., Ouaddi, C., Souha, A., Jakimi, A., & Ouchao, B. (2024). Chatbots in Tourism Sector: Classification, Evolution, and Functionalities. *2024 IEEE 12th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC)*, (pp. 1-6).

Bishop, C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning.* Springer.

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., . . . Henighan, T. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in neural information processing systems*, 1877-1901.

Castillo-Ortiz , I., Guevara-Martínez, E., & Villar-Patiño, C. (2025). Inteligencia artificial en la industria de la hospitalidad latinoamericana: una revisión de alcance. *Investigaciones Turísticas*, 1-34.

Cho, K., Merrienboer, V., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. *arXiv preprint arXiv:1406.1078 .*

Chowdhury, G. (2003). Natural language processing.

Colby, K. (1975). Artificial paranoia: A computer simulation of paranoid processes.

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: Human language technologies*, (pp. 4171-4186).

Fabio Colace, C., De Santo, F., Lombardi, M., Pascale, M., Santaniello, F., & Domenico. (2019). A Context-Aware Chatbot for Tourist Destinations. *2019 15th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS).*

Følstad, A., Nordheim, C., & Bjørkli, C. (2018). What Makes Users Trust a Chatbot for Customer Service? An Exploratory Interview Study., (pp. 194-208).

Hill, J., Randolph, A., & Abbasi, A. (2015). Real versus fake: A comparative evaluation of human and chatbot performance on sample chat logs. *Journal of Management Information Systems*, 293-327.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 1735-1780.

Inbenta. (2020). *Chatbots para el sector turístico, un beneficio multifacético.* Obtido de Inbenta: https://www.inbenta.com/es/articles/chatbots-for-the-tourism-industry-a-multi-faceted-benefit/

Jain, A., Murty, M., & Flynn, P. (1999). Data clustering: a review. *Association for Computing Machinery*.

Jeribi, Perumal, F., & Alhameed, U. ,. (2024). Recommendation System for Sustainable Day and Night-Time Cultural Tourism Using the Mean Signed Error-Centric Recurrent Neural Network for Riyadh Historical Sites. *Sustainability*.

Kim, Y. (2014a). Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. *arXiv preprintarXiv:1408.5882*.

Kim, Y. (2014b). Convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing*, 1746-1751.

Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization.

Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Ijcai*, (pp. 1137 - 1143).

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). *Deep Learning.* nature.

Lin, C.-Y. (2004). ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of summaries. *Text summarization branches out*, 74-81.

Medina, S. G. (25 de Septiembre de 2024). *Turismo en Bogotá, tu Casa: conoce Candelaria, chatbot de orientación al turista*. Obtido de BOGOTA: https://bogota.gov.co/internacional/turismo-en-bogota-conoce-candelaria-chatbot-de-orientacion-al-turista

Murphy, K. (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective.* MIT press.

Nguyen, H., Tran, T., Nham , P., Nguyen, N., & Le, A. (2024). AI Chatbot for Tourist Recommendations: A Case Study in Vietnam. *Applied Computer Systems*, (pp. 232 - 244).

Orden-Mejía, M., & Huertas, A. (2022). Evaluacón de los atributos de los chatbots que son más efectivos en la interacción con el turista: Estudio de caso del chabot “victoria la malagueña”. *Cuadernos de Turismo*, 119-142.

Ouaddi, C., Benaddi, L., Souha, A., Jakimi, A., Ouchao, B., & Saadane, R. (2024). Exploring and Analyzing the Impact of Chatbots in Tourism Industry. *In Proceedings of the 7th International Conference on Networking, Intelligent Systems and Security (NISS '24).* Association for Computing Machinery.

Papineni, K., Roukos, S., Ward, T., & Zhu, W.-J. (2002). BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation. *En Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics*, 311-318.

Radford, A., Karthik, N., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training.

Raja, J. G., & Juliet, S. (2023). Deep Learning-based Sentiment Analysis of Trip Advisor Reviews. *2023 2nd International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAIC)*, (pp. 560-565).

Russel, S., & Norving, P. (2021). *Artificial intelligence: a modern approach.* Pearson Education Limited.

Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2019). Distilbert, a distilled version of bert: smaller, faster, cheaper and lighter. *arXiv preprint arXiv:1910.01108 .*

Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. . *Journal of machine learning research*, 1929-1958.

Sutton, R., & Barto, A. (2018). *Reinforcement learning: An introduction.* MIT press.

Tay, Y., Dehghani, M., Bahri, D., & Metzler, D. (2020). Efficient Transformers: A Survey. *arXiv preprint arXiv:2009.06732*.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., . . . Polosukhin, L. (2023). Attention is All You Need. *arXiv*.

Velásquez, E., Coaguila , M., Apaza, H., Yana, V., & Silva, C. (2024). Implementation and Evaluation of Recurrent Neural Network Models for an Intelligent University Admission Chatbot. *2024 43rd International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC)*, (pp. 1-6).

Vinyals, O., & Le, V. Q. (2015). A Neural Conversational Model. *CoRR*.

Weizenbaum, J. (1966). ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Association for Computing Machinery*, 36-45.

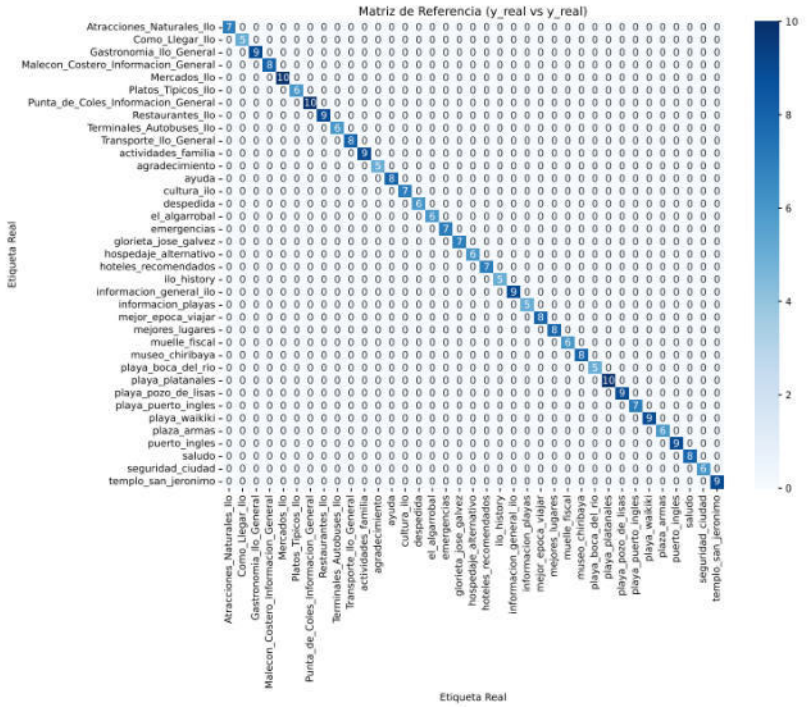
Yin, W., Kann, K., Yu, M., & Schütze, H. (2017). Comparative Study of CNN and RNN for Natural Language Processing. *arXiv preprint arXiv:1702.01923*.

Zhang, X., Zhao, J., & LeCun, Y. (2015). Character-level convolutional networks for text classification. *Advances in neural information processing systems*.

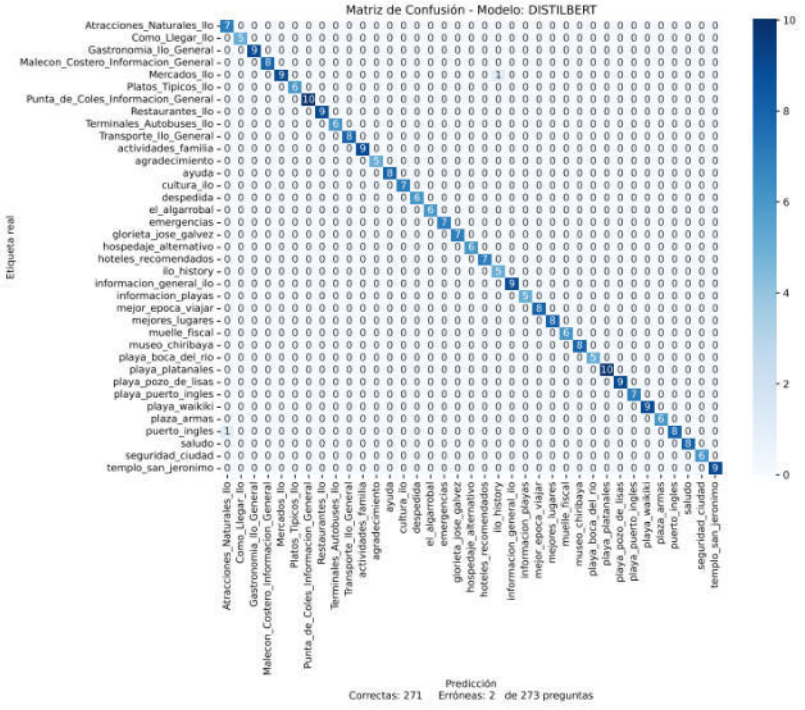
Anexos

Lista de figuras de matriz de confusión

Figura 13: Comparación del desempeño de modelo DISTILBERT con data de prueba.

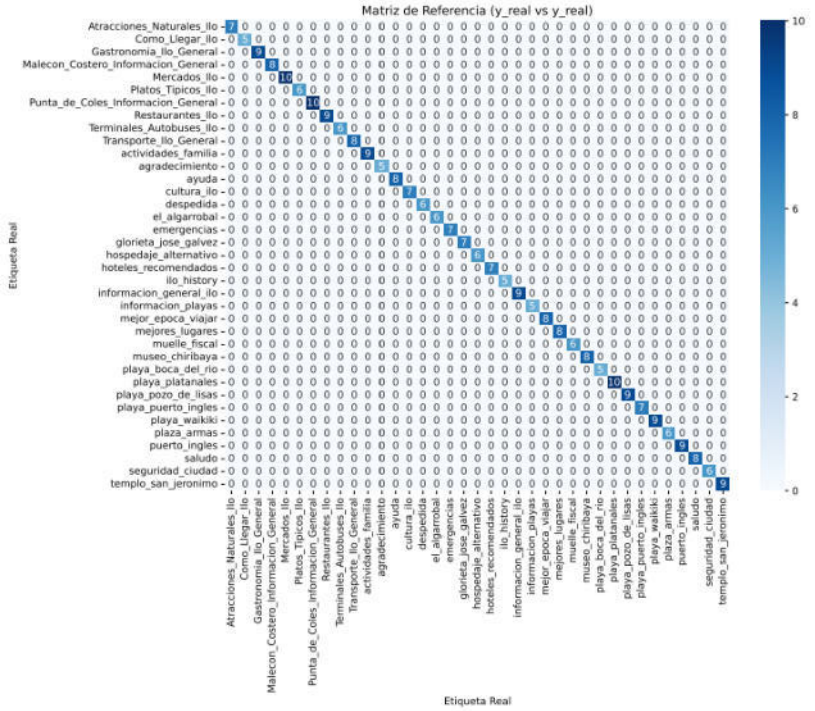


(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.

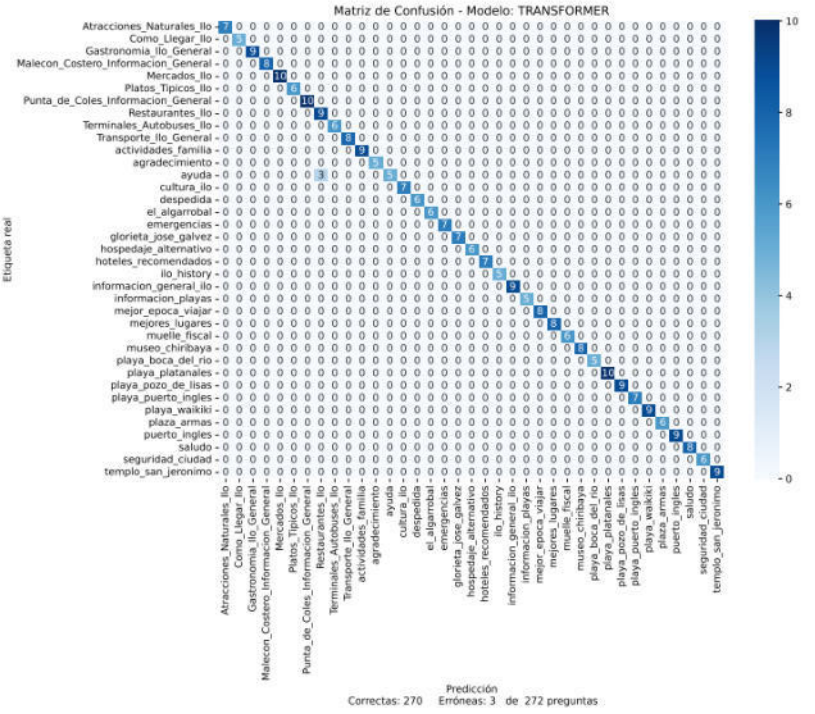


(b) Matriz de confusión del modelo DISTILBERT.

Figura 14: Comparación del desempeño de modelo Transformer con data de prueba.

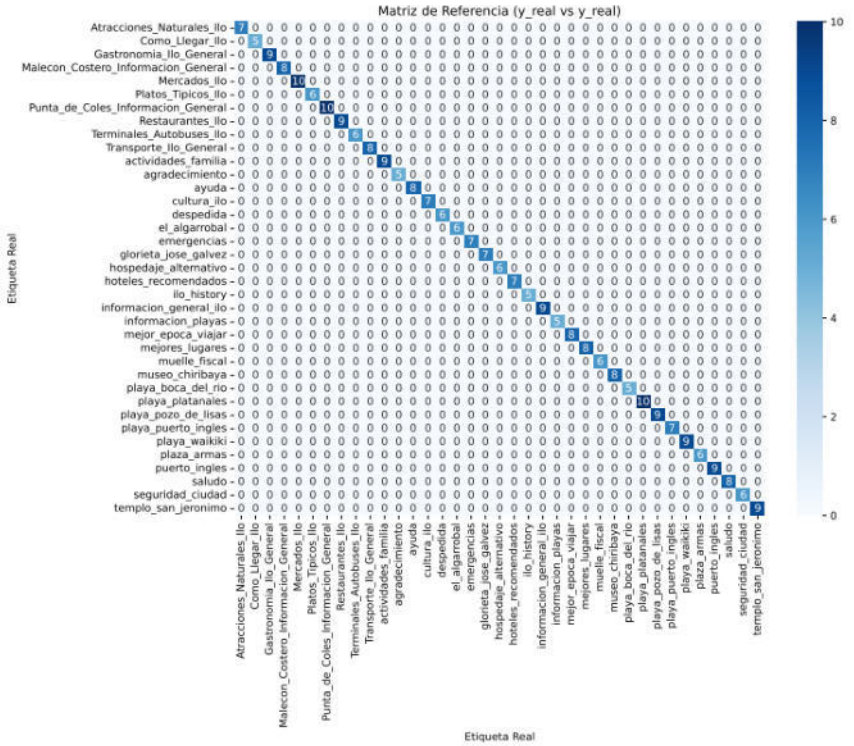


(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.

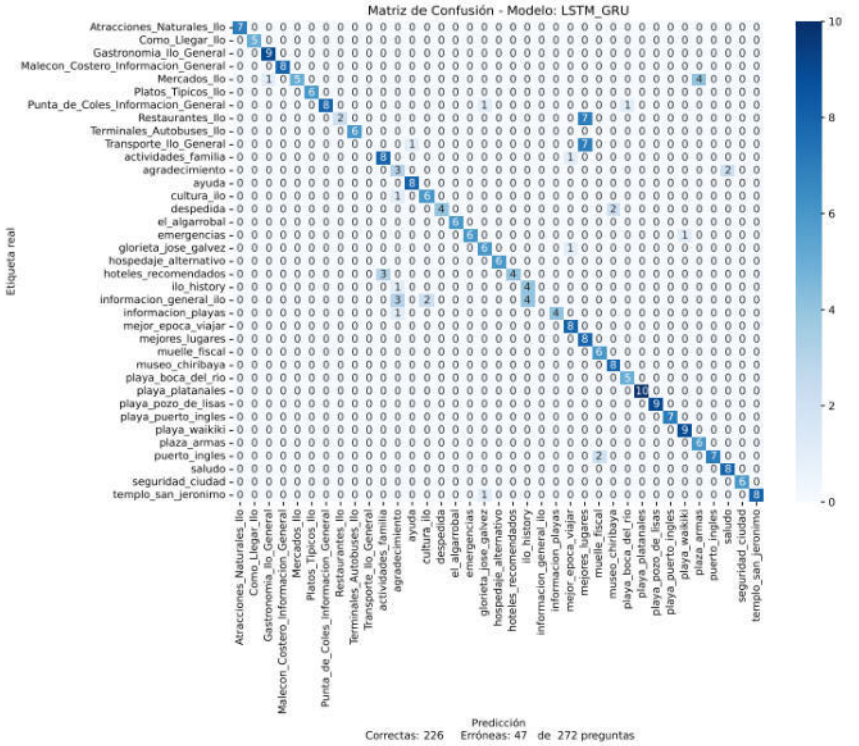


(b) Matriz de confusión del modelo Transformer.

Figura 15: Comparación del desempeño de modelo LSTM+GRU con data de prueba.

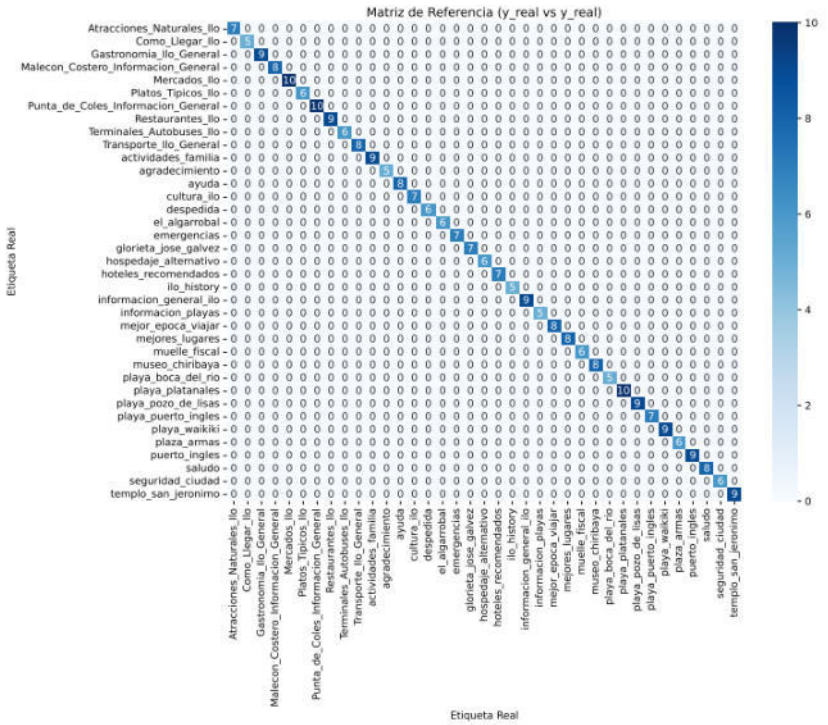


(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.

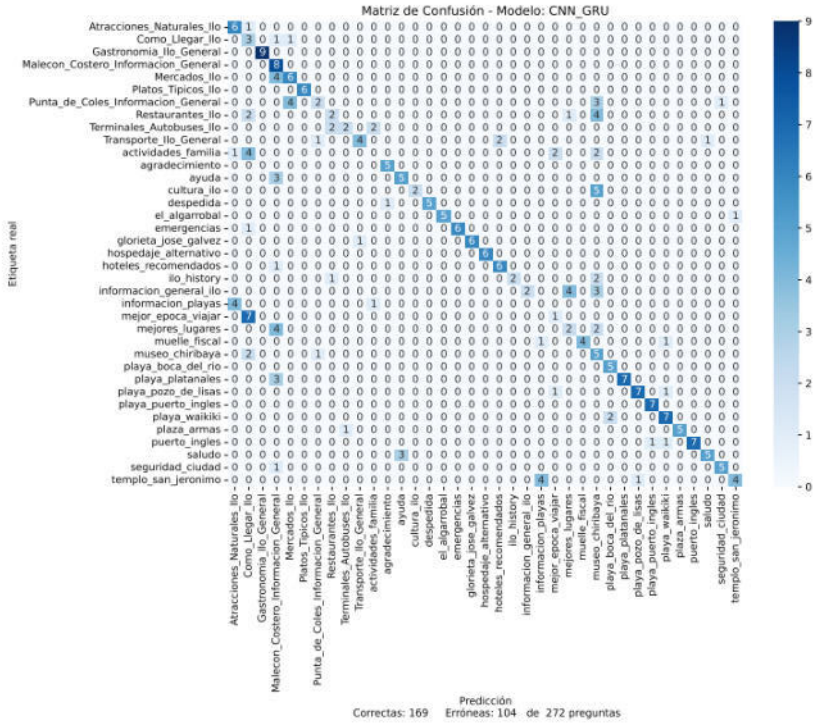


(b) Matriz de confusión del modelo LSTM+GRU.

Figura 16: Comparación del desempeño de modelo CNN+GRU con data de prueba

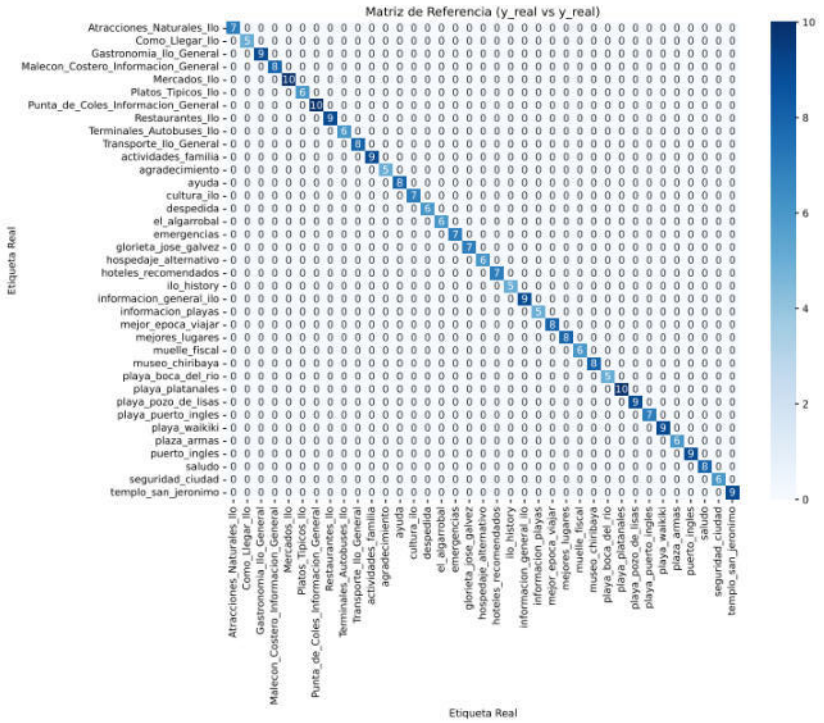


(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.

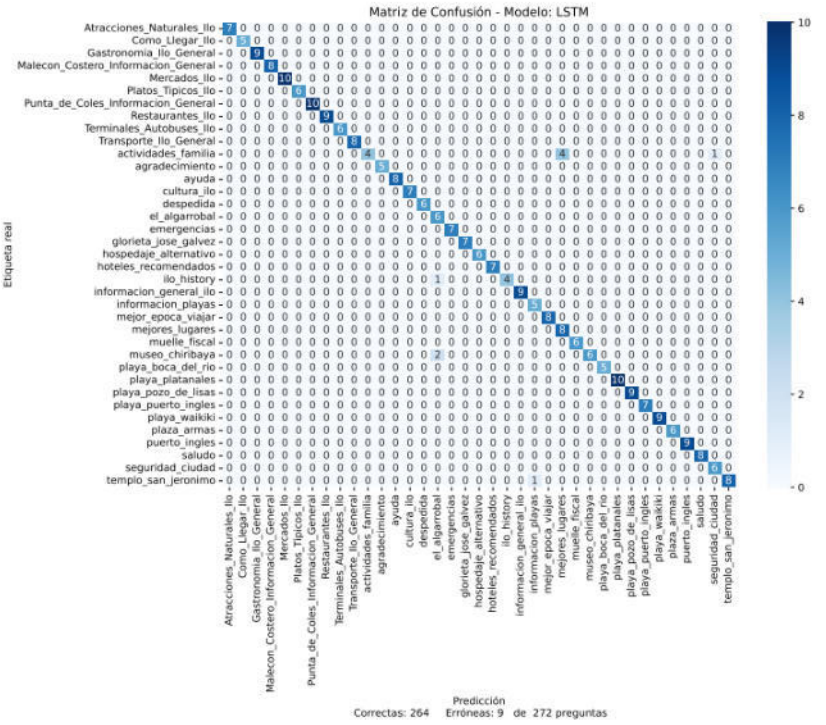


(b) Matriz de confusión del modelo CNN+GRU.

Figura 17: Comparación del desempeño de modelo LSTM con data de prueba.

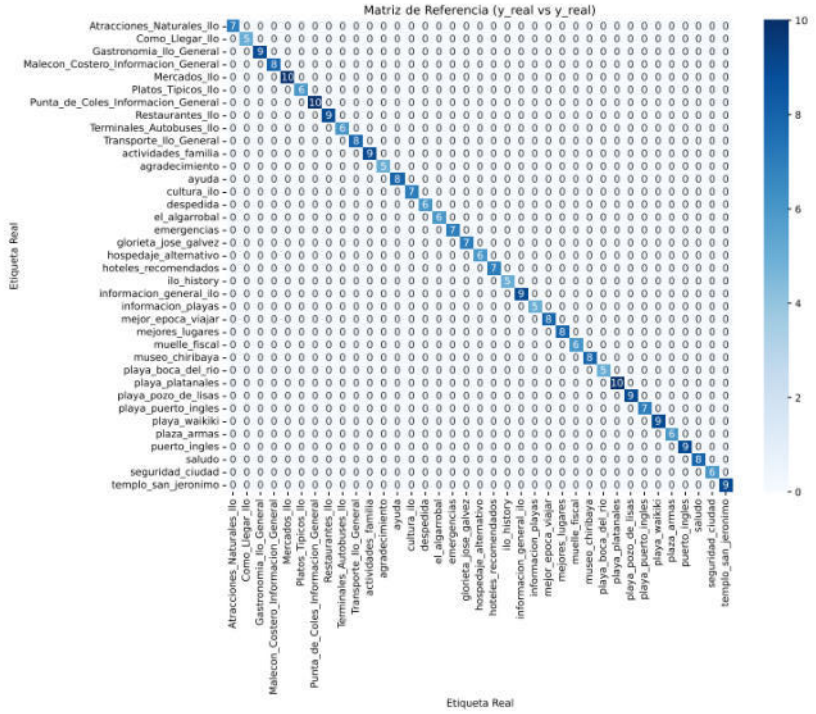


(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.

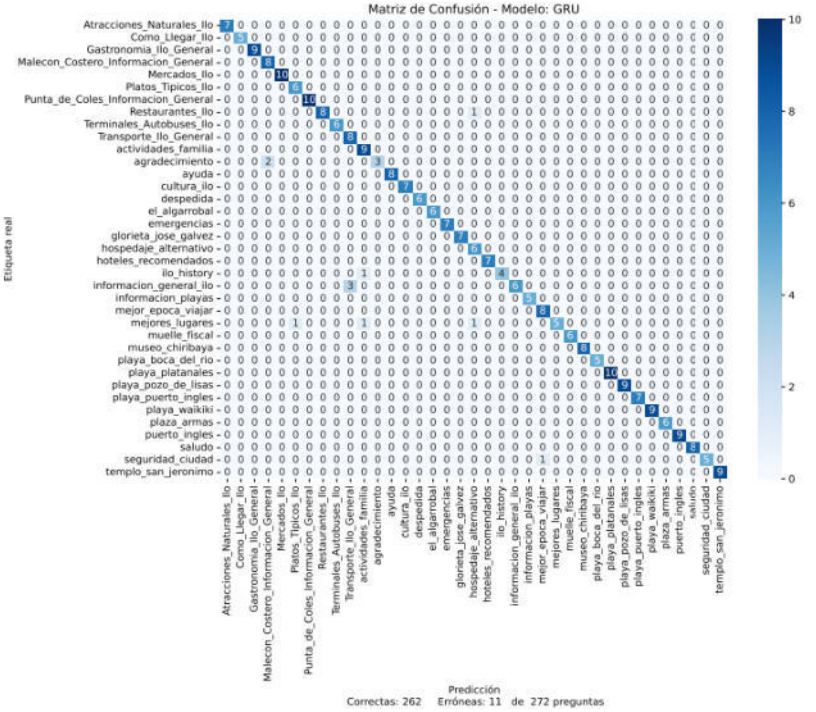


(b) Matriz de confusión del modelo LSTM.

Figura 18: Comparación del desempeño de modelo GRU con data de prueba.



(a) Matriz de referencia de las clases de conjunto de datos de prueba.



(b) Matriz de confusión del modelo GRU.

FORMATO DE AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL UNAM

Formulario de autorización para la publicación electrónica en la página web del Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Moquegua, de conformidad con la Ley N° 30035 Ley que regula el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto y Resolución de Comisión Organizadora N° 041-2022-UNAM que aprueba el Reglamento que regula el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

1. DATOS DEL AUTOR

Nombres y Apellidos : Sheyla Kelly Cuela Camacho
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N° : 71662423
Correo electrónico : c.csheyla5@gmail.com
Teléfono/Celular : 950423237

2. GRADO, TITULO O ESPECIALIZACIÓN (Marque con una X)

Bachiller	Título Profesional	Magister	Doctor	Segunda Especialidad
	x			

3. TIPO DE PUBLICACIÓN (Marque con una X)

a) Articulo ( )
b) Tesis de pregrado (x)
c) Tesis de Maestría ( )
d) Tesis de Doctorado ( )
e) Monografía ( )
f) Reporte de caso científico o hallazgos ( )
g) Libro ( )
h) Parte de un libro ( )
i) Revisión ( )
j) Conferencia ( )
k) Presentación ( )
l) Artículo preliminar ( )
m) Articulo antes de ser publicado ( )
n) Artículo de prensa ( )
o) Documentos internos ( )
p) Imagen ( )
q) Documentos técnicos ( )
r) Ponencias presentadas en eventos científicos (Jornada, Congreso, Simposio Conferencias, etc.) ( )
s) Informes de suficiencia profesional ( )
t) Patentes producidas por académicos/as ( )

4. TIPO DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN (Marque con una X)

a) Tesis **(x)**
b) Trabajo de Investigación **( )**
c) Trabajo de suficiencia profesional **( )**
d) Trabajo académico **( )**

5. DATOS DE LA PUBLICACION

a) Título : Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning para la ciudad de Ilo.
b) Campo del conocimiento OCDE (Indicar el código de clasificación OCDE de la obra : https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html) :
c) Fecha de publicación: 2025

6. DATOS DEL ASESOR:

a) Nombres y Apellidos : Anibal Fernando Flores Garcia
b) DNI/Pasaporte/Cédula : 04743476
c) ORCID : 0000-0003-4638-8242

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 71662423
NOMBRES Y APELLIDOS : Sheyla Kelly Cuela Camacho

FORMATO DE AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL UNAM

Formulario de autorización para la publicación electrónica en la página web del Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Moquegua, de conformidad con la Ley N° 30035 Ley que regula el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto y Resolución de Comisión Organizadora N° 041-2022-UNAM que aprueba el Reglamento que regula el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

1. DATOS DEL AUTOR

Nombres y Apellidos : ...Mirian Brenda Condori Calluari.....
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N° : ...71621741.....
Correo electrónico : ...xmirian.cc@gmail.com.....
Teléfono/Celular : ...974517970.....

2. GRADO, TITULO O ESPECIALIZACIÓN (Marque con una X)

Bachiller	Título Profesional	Magister	Doctor	Segunda Especialidad
	X			

3. TIPO DE PUBLICACIÓN (Marque con una X)

a) Articulo ( )
b) Tesis de pregrado (X)
c) Tesis de Maestría ( )
d) Tesis de Doctorado ( )
e) Monografia ( )
f) Reporte de caso científico o hallazgos ( )
g) Libro ( )
h) Parte de un libro ( )
i) Revisión ( )
j) Conferencia ( )
k) Presentación ( )
l) Artículo preliminar ( )
m) Articulo antes de ser publicado ( )
n) Artículo de prensa ( )
o) Documentos internos ( )
p) Imagen ( )
q) Documentos técnicos ( )
r) Ponencias presentadas en eventos científicos (Jornada, Congreso, Simposio Conferencias, etc.) ( )
s) Informes de suficiencia profesional ( )
t) Patentes producidas por académicos/as ( )

4. TIPO DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN (Marque con una X)

a) Tesis (**X**)
b) Trabajo de Investigación ( )
c) Trabajo de suficiencia profesional ( )
d) Trabajo académico ( )

5. DATOS DE LA PUBLICACION

a) Título : ..."Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos de deep learning para la ciudad de Ilo".....
b) Campo del conocimiento OCDE (Indicar el código de clasificación OCDE de la obra : https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html) : .....
c) Fecha de publicación : ..... de 2025.....

6. DATOS DEL ASESOR:

a) Nombres y Apellidos : ...Anibal Fernando Flores Garcia.....
b) DNI/Pasaporte/Cédula : ...04743476.....
c) ORCID : ...0000-0003-4638-8242.....

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : .....71621741.....
NOMBRES Y APELLIDOS : ...Mirian Brenda Condori Calluari.....

LICENCIAS

Licencia Estándar

Bajo los siguientes términos, autorizo el depósito de mi trabajo de investigación en el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

Con la autorización de depósito da mi trabajo de investigación, otorgo a la Universidad Nacional de Moquegua, una Licencia No Exclusiva para reproducir. distribuir, comunicar al público, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público mi trabajo de investigación (incluido el resumen), en formato físico o digital, en cualquier medio, conocido o por conocerse, a través de los diversos servicios provistos por la Universidad, creados o por crearse, tales como el Repositorio Institucional Digital de la UNAM, Colección de Tesis, entre otros, en el Perú y en el extranjero, por el tiempo y veces que considere necesarias, y libre de remuneraciones.

En virtud de dicha Licencia, la UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA, podrá reproducir mi trabajo de investigación en cualquier tipo de soporte y en más de un ejemplar, sin modificar su contenido, solo con los propósitos de seguridad, respaldo y preservación.

Declaro que el trabajo de investigación es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, o coautoría con titularidad compartida, y me encuentro facultado a conceder la presente licencia y, asimismo, garantizo que dicho trabajo de investigación no infringe derechos de autor de terceras personas.

La UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA consignara el nombre del/los autor/es del trabajo de investigación, y no le hará ninguna modificación más de la permitida en la presente licencia.

Autorizo el depósito (marque con una X).

(x) **SI autorizo que se deposite inmediatamente.**

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 71662423
NOMBRES Y APELLIDOS : Sheyla Kelly Cuela Camacho
FECHA : 27 de agosto del 2025



LICENCIAS

Licencia Estándar

Bajo los siguientes términos, autorizo el depósito de mi trabajo de investigación en el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

Con la autorización de depósito da mi trabajo de investigación, otorgo a la Universidad Nacional de Moquegua, una Licencia No Exclusiva para reproducir. distribuir, comunicar al público, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público mi trabajo de investigación (incluido el resumen), en formato físico o digital, en cualquier medio, conocido o por conocerse, a través de los diversos servicios provistos por la Universidad, creados o por crearse, tales como el Repositorio Institucional Digital de la UNAM, Colección de Tesis, entre otros, en el Perú y en el extranjero, por el tiempo y veces que considere necesarias, y libre de remuneraciones.

En virtud de dicha Licencia, la UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA, podrá reproducir mi trabajo de investigación en cualquier tipo de soporte y en más de un ejemplar, sin modificar su contenido, solo con los propósitos de seguridad, respaldo y preservación.

Declaro que el trabajo de investigación es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, o coautoría con titularidad compartida, y me encuentro facultado a conceder la presente licencia y, asimismo, garantizo que dicho trabajo de investigación no infringe derechos de autor de terceras personas.

La UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA consignara el nombre del/los autor/es del trabajo de investigación, y no le hará ninguna modificación más de la permitida en la presente licencia.

Autorizo el depósito (marque con una X).

(__X__) **SI autorizo que se deposite inmediatamente.**

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : .....71621741.....

NOMBRES Y APELLIDOS : .....Mirian Brenda Condori Calluari.....

FECHA : .....27 de Agosto de 2025.....

ANEXO VIII

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN / TESIS / TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL

Yo, Sheyla Kelly Cuela Camacho, bachiller de la Escuela Profesional de: Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado(a) con DNI N.º 71662423, autor(a) del Trabajo de Investigación / Tesis / Trabajo de suficiencia profesional denominado: Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning para la ciudad de Ilo.

Declaro bajo juramento que:

1. El trabajo de investigación es auténtico, siendo resultado de mi trabajo personal, que no se ha copiado, que no se ha utilizado ideas, formulaciones, citas integrales e ilustraciones diversas, sacadas de cualquier tesis, obra, artículo, memoria, etc., (en versión digital o impresa), sin mencionar de forma clara y exacta su origen o autor, tanto en el cuerpo del texto, figuras, cuadros, tablas u otros que tengan derechos de autor. Por tanto, el trabajo de investigación no ha sido plagiado total ni parcialmente.
2. El trabajo de investigación no ha sido auto plagiado, es decir, no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o título profesional.
3. Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados y por tanto los resultados que se presentan en el trabajo de investigación constituirán aporte a la realidad investigada.

Soy consciente de que, el hecho de no respetar los derechos de autor y hacer plagio, es objeto de sanciones universitarias y/o legales, por lo que asumo cualquier responsabilidad que pudiera derivarse de irregularidades en el trabajo de investigación, así como de los derechos sobre la obra presentada.

Moquegua, 27 de agosto del 2025



Huella digital

Nombres y Apellidos:
Sheyla Kelly Cuela Camacho
DNI: 71662423

ANEXO VIII

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN / TESIS / TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL

Yo, ...Mirian Brenda Condori Calluari..... , bachiller de la Escuela Profesional de:
....Ingeniería de Sistemas e Informática ..... ,
de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado(a) con DNI Nº... .71621741..... , autor(a) del Trabajo de Investigación / Tesis / Trabajo de suficiencia profesional denominado:
..... "Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos de deep learning para la ciudad de Ilo".....
.....
.....

Declaro bajo juramento que:

1. El trabajo de investigación es auténtico, siendo resultado de mi trabajo personal, que no se ha copiado, que no se ha utilizado ideas, formulaciones, citas integrales e ilustraciones diversas, sacadas de cualquier tesis, obra, artículo, memoria, etc., (en versión digital o impresa), sin mencionar de forma clara y exacta su origen o autor, tanto en el cuerpo del texto, figuras, cuadros, tablas u otros que tengan derechos de autor. Por tanto, el trabajo de investigación no ha sido plagiado total ni parcialmente.
2. El trabajo de investigación no ha sido autoplagiada, es decir, no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o título profesional.
3. Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados y por tanto los resultados que se presentan en el trabajo de investigación constituirán aporte a la realidad investigada.

Soy consciente de que, el hecho de no respetar los derechos de autor y hacer plagio, es objeto de sanciones universitarias y/o legales, por lo que asumo cualquier responsabilidad que pudiera derivarse de irregularidades en el trabajo de investigación, así como de los derechos sobre la obra presentada.

Moquegua, ...27 de Agosto de 2025.....


Huella digital

Nombres y Apellidos: Mirian Brenda
Condori Calluari

DNI: 71621741

03

A F

INFORME_TESIS_ SHEY_MIR_2025 (1).pdf

aaa

observaciones

Universidad Nacional de Moquegua

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::1:3283218297

Fecha de entrega
23 jun 2025, 8:59 a.m. GMT-5

Fecha de descarga
23 jun 2025, 9:15 a.m. GMT-5

Nombre de archivo
INFORME_TESIS_SHEY_MIR_2025_1_.pdf

Tamaño de archivo
1.3 MB

95 Páginas

22.720 Palabras

139.680 Caracteres

11% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Trabajos entregados

Fuentes principales

10% Fuentes de Internet
5% Publicaciones
0% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.° de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 581-2025-CU-UNAM

Moquegua, 01 de setiembre de 2025

VISTOS:

El Proveído N° 3427-2025-R de fecha 01 de setiembre de 2025 emitido por el Rectorado, Informe N° 348-2025-UNAM-R/SG de fecha 29 de agosto de 2025 emitido por el Secretario General, Informe Técnico N° 097-2025-UNAM/SEGE/GYT emitido por la Especialista Administrativo I–Grados y Títulos, el Acuerdo del Pleno del Consejo Universitario de Sesión Extraordinaria N° 033-2025-SE-CU-UNAM, de fecha 01 de setiembre de 2025, y;

CONSIDERANDO:

Que, conforme al 4to párrafo del artículo 18, de la Constitución Política del Perú, dispone que cada Universidad es autónoma en su régimen normativo, de gobierno, académico, administrativo y económico. Y el artículo 8° de la Ley N° 30220-Ley Universitaria, establece que la referida autonomía inherente a las Universidades, se ejerce de conformidad con la Constitución y demás normativa aplicable. Concordante con el artículo 1, de la Ley N° 31520, Ley que restablece la autonomía y la institucionalidad de las universidades peruanas, así como la Ley N° 32141, Ley que modifica la Ley N° 30220-Ley Universitaria, a fin de fortalecer la institucionalidad de las Universidades Públicas licenciadas;

Que, el Artículo 58, de la Ley N° 30220-Ley Universitaria, establece que el Consejo Universitario es el máximo órgano de gestión, dirección y ejecución académica y administrativa de la Universidad. Concordante con el artículo 14° del Estatuto de la UNAM, aprobado bajo Resolución N° 578-2021-UNAM;

Que, el artículo 59 de la Ley Universitaria-Ley N° 30220, establece las atribuciones del Consejo Universitario, y específicamente el numeral 59.9, establece; Conferir los grados académicos y los títulos profesionales aprobados por las Facultades y Escuela de Posgrado, así como otorgar distinciones honoríficas y reconocer y revalidar los estudios, grados y títulos de universidades extranjeras, cuando la universidad está autorizada por la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria. Concordante con el numeral 9, del artículo 16 del Estatuto de la UNAM;

Que, el Sr. Rector es el personero y representante legal de la Universidad Nacional de Moquegua, conforme a lo dispuesto por la Ley N° 30220-Ley Universitaria, tiene a su cargo la Dirección, Conducción y Gestión del Gobierno Universitario en todos sus ámbitos, concordante con el artículo 18 y numeral 2 del artículo 20° del Estatuto de la UNAM;

Que, mediante Informe Técnico N° 097-2025-UNAM/SEGE/GYT, de fecha 28 de agosto de 2025, e Informe N° 348-2025-UNAM-R/SG de fecha 29 de agosto, el Secretario General de la UNAM, remite al Rectorado el expedientes para el trámite de Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática de las Bachilleres: CUELA CAMACHO SHEYLA KELLY y CONDORI CALLUARI MIRIAN BRENDA de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, quienes se encuentran aptas para la expedición del Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática, al haber cumplido satisfactoriamente con los requisitos legales y reglamentarios, exigidos en el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, conforme lo señala la Dirección de Actividades y Servicios Académicos y la Dirección de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática; razón por la cual, el señor Secretario General incluye dicho expediente como punto de agenda para ser tratado en Sesión Extraordinaria de Consejo Universitario de fecha 01 de setiembre de 2025;

Que, el artículo 44° de la Ley N° 30220, Ley Universitaria señala que las universidades otorgan los grados académicos de Bachiller, Maestro, Doctor y los Títulos Profesionales que correspondan, a nombre de la Nación (...). Asimismo la Ley N° 31803, modifica el artículo en mención adicionando; La Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU) determina los criterios, así como establece y supervisa el procedimiento administrativo para el reconocimiento de grados y títulos otorgados en el extranjero, en el marco de la normativa vigente;

Que, el numeral 45.2 del artículo 45° de la Ley N° 30220, Ley Universitaria, precisa los requisitos mínimos para la obtención del título profesional, como son: el grado de Bachiller y la aprobación de una tesis o trabajo de suficiencia profesional. Asimismo, establece que el título profesional solo se puede obtener en la universidad en la cual se haya obtenido el grado de bachiller;

Que, mediante Resolución de Comisión Organizadora N° 1153-2021-UNAM, se aprobó el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, el mismo que fue modificado a través de las Resoluciones de Comisión Organizadora N° 410; 453 y 890-2022, N° 880-2023-UNAM y N° 081, 484-2024-UNAM el cual establece los requisitos y norma los procedimientos para la obtención de los grados académicos y títulos profesionales conferidos por esta Casa Superior de Estudios;

Que, bajo el amparo de los considerandos precedentes, el Pleno del Consejo Universitario en Sesión Extraordinaria N° 033-2025-SE-CU-UNAM, de fecha 01 de agosto de 2025, emitió, el siguiente, Acuerdo; POR UNANIMIDAD: CONFERIR, a nombre de la Nación el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática por la modalidad de sustentación de tesis a las Bachilleres: CUELA CAMACHO SHEYLA KELLY y CONDORI CALLUARI MIRIAN BRENDA, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua;

En uso de las facultades y atribuciones conferidas por el Art. 18, de la Constitución Política del Perú, la Ley N° 30220-Ley Universitaria, el Estatuto de la UNAM, y a lo acordado por el pleno del Consejo Universitario;

Domicilio Legal: Prolongación Av., Ancash S/N - Moquegua
RUC: 20449347448 - Teléfono: (053) 670168
Página Web: www.unam.edu.pe

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 581-2025-CU-UNAM

Moquegua, 01 de setiembre de 2025

SE RESUELVE:

ARTÍCULO 1°: CONFERIR, A NOMBRE DE LA NACIÓN a las Bachilleres

- **CUELA CAMACHO SHEYLA KELLY**
  TESIS : "Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning para la ciudad de Ilo", cuyo Asesor Principal fue el Dr. Anibal Fernando Flores García y el co asesor fue el Ing. Honorio Apaza Alanoca.

- **CONDORI CALLUARI MIRIAN BRENDA**
  TESIS : "Desarrollo de un prototipo de chatbot turístico basado en modelos deep learning para la ciudad de Ilo", cuyo Asesor Principal fue el Dr. Anibal Fernando Flores García y el co asesor fue el Ing. Honorio Apaza Alanoca.

El **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA**
Por la modalidad de SUSTENTACIÓN DE TESIS, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua.

ARTÍCULO 2°: ENCARGAR, al Secretario General a través de quien corresponda, para que realice las acciones pertinentes relacionadas con la inscripción correspondiente en el Registro de Grados y Títulos de la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria – SUNEDU.

ARTÍCULO 3°: DISPONER el cumplimiento de la presente Resolución a todas las dependencias de la Universidad Nacional de Moquegua.

ARTÍCULO 4°: DISPONER la publicación de la presente resolución en el Portal Institucional de la Universidad Nacional de Moquegua www.unam.edu.pe

REGÍSTRESE, PUBLÍQUESE, Y CÚMPLASE;

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA UNAM SECRETARÍA GENERAL

ABOG. EDGAR PINTO HUANCAVILCA
SECRETARIO GENERAL

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA UNAM CONSEJO UNIVERSITARIO

DR. HUGO RUBEN MARCA MAQUERA
RECTOR
PRESIDENTE DEL CONSEJO UNIVERSITARIO

DISTRIBUCION:
VRA
VRI
FACIA
EPIS
DASA
OTI
Interesado
c.c. Arch.