UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

Facultad de Ingeniería y Arquitectura

Ingeniería de Sistemas e Informática



TESIS:

Desarrollo de un prototipo de chatbot basado en Redes Neuronales Recurrentes para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua

Presentado Por:

Estrella de los Angeles Velásquez Zúñiga

Asesor:

Dra. Maribel Estela Coaguila Mamani

Co Asesor:

Ing. Honorio Apaza Alanoca

Moquegua, Noviembre de 2024

Folio Nº 017

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

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

II. Documento de aprobación para la sustentación:
Resolución de Facultad Nº 253-2024-FACIA-UNAM
Fecha: 20 de diciembre 2024

III. El jurado ha dictaminado la (el) Tesis, TITULADO:
"Desarrollo de un Prototipo de Chatbot basado en Redes Neuronales Recurrentes para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua"

Bachiller: Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga
Asesor Principal: Dra. Maribel Estela Coaguila Mamani
Co-Asesor: Ing. Honorio Apaza Alanoca

IV. Se dictamina:
Como: Aprobado por Unanimidad la sustentación de manera:

Presencial [X] Virtual [ ]

Con nota: Dieciseis (16) por lo que; Sí [X] No [ ]

Opta el Título Profesional de INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA.

Siendo las 12:02 horas, del 27 de diciembre del año 2024 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

Euler Toro Chura
Presidente

Salomón Rey Ramos Rivera
Primer Miembro

Victor Yana Mamani
Segundo Miembro

Estrella Velasquez Zuñiga
Bachiller

Resumen

En un mundo cada vez más impulsado por la tecnología, las universidades enfrentan el reto de modernizar sus procesos administrativos para satisfacer las expectativas de una nueva generación de estudiantes. Este proyecto de tesis propone un chatbot inteligente basado en Redes Neuronales Recurrentes (RNN) para automatizar las consultas relacionadas con el proceso de admisión en la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM).

El desarrollo incluyó la creación de un corpus estructurado en formato JSON, compuesto por 41 intenciones y 727 patrones de consulta, preprocesado mediante técnicas de tokenización y lematización. Entre las arquitecturas evaluadas (RNN simple, LSTM y GRU), el modelo LSTM se destacó por su precisión del 91.26 % y un F1-Score de 89.87 %, y fue implementado en un entorno web con Flask para garantizar su funcionalidad y escalabilidad. La evaluación del prototipo mostró un tiempo de respuesta promedio de 155.37 ms, lo que demuestra su eficacia para automatizar la atención de consultas de admisión.

Este trabajo no solo representa un avance en la automatización de procesos administrativos universitarios, sino que también constituye una contribución significativa al campo de la inteligencia artificial aplicada a la educación. El prototipo desarrollado establece un modelo replicable para otras instituciones educativas interesadas en optimizar sus servicios mediante tecnologías innovadoras, marcando el camino hacia una interacción más eficiente y amigable entre las universidades y sus postulantes.

Palabras clave: Chatbot, Redes Neuronales Recurrentes, RNN, LSTM, GRU, Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP), Admisión Universitaria.

Abstract

In an increasingly technology-driven world, universities face the challenge of modernizing their administrative processes to meet the expectations of a new generation of students. This thesis project proposes an intelligent chatbot based on Recurrent Neural Networks (RNN) to automate queries related to the admission process at the National University of Moquegua (UNAM).

The development included the creation of a structured corpus in JSON format, composed of 41 intentions and 727 query patterns, preprocessed using tokenization and lemmatization techniques. Among the evaluated architectures (simple RNN, LSTM, and GRU), the LSTM model stood out for its 91.26 % accuracy and an F1-Score of 89.87 %, and was implemented in a web environment with Flask to guarantee its functionality and scalability. Evaluation of the prototype showed an average response time of 155.37 ms, demonstrating its effectiveness in automating the handling of intake queries.

This work not only represents an advance in the automation of university administrative processes but also constitutes a significant contribution to the field of artificial intelligence applied to education. The prototype developed establishes a replicable model for other educational institutions interested in optimizing their services through innovative technologies, leading the way toward a more efficient and friendly interaction between universities and their applicants.

Keywords: Chatbot, Recurrent Neural Networks, RNN, LSTM, GRU, Natural Language Processing (NLP), University Admission.

Índice general

I. Planteamiento del problema **2**

1.1. Descripción y formulación del problema 2

1.2. Objetivos 5

1.2.1. Objetivo General 5

1.2.2. Objetivos Específicos 5

1.3. Justificación e importancia 5

1.4. Variables 6

II. Marco teórico **7**

2.1. Antecedentes 7

2.2. Bases teóricas 8

2.2.1. Inteligencia Artificial(IA) 8

2.2.2. Aprendizaje Automático(Machine Learning) 9

2.2.3. Aprendizaje Profundo (Deep Learning) 10

2.2.4. Modelos de Inteligencia Artificial 13

2.2.5. Procesamiento de Lenguaje Natural 15

2.2.6. Chatbots 21

2.2.7. Universidad Nacional de Moquegua 22

2.3. Definición de términos 27

III.Metodología **29**

3.1. Tipo y Nivel de investigación 29

3.2. Ámbito temporal y espacial 29

3.3. Población y muestra 29

3.3.1. Población 29

3.3.2. Muestra 30

3.4. Instrumentos 30

3.4.1. Fuentes de Información 30

3.4.2. Herramientas de Software 31

3.5. Procedimientos 31

3.5.1. Construcción de corpus 32

3.5.2. Pre-procesamiento 39

3.5.3. Implementación de modelos 40

3.5.4. Evaluación de Modelos 43

3.5.5. Despliegue de prototipo 44

3.6. Análisis de datos 45

IV.Resultados y Discusión **47**

4.1. Resultados 47

4.1.1. Construcción de corpus 47

4.1.2. Preprocesamiento 47

4.1.3. Implementación de modelos 49

4.1.4. Evaluación de modelos 50

4.1.5. Despliegue de chatbot 53

4.2. Discusión 55

V. Conclusiones **56**

VI. Recomendaciones **57**

VII.Contribuciones **58**

Referencias 59

Índice de tablas

3.1. Descripción de los artículos utilizados 32

3.2. Artículos no utilizados 36

3.3. Configuración de Entrenamiento 43

4.1. Resultados de las métricas de evaluación 49

4.2. Tiempo de entrenamiento de cada modelo 49

Índice de figuras

2.1. Tipos de algoritmos de Machine Learning 10

2.2. Diferencias entre Inteligencia Artificial , Machine Learning y Deep Learning 10

2.3. Estructura de una Neurona Artificial y similitud con la neurona biológica . 11

2.4. (a) Sigmoide - (b) Relu - (c) Softmax 13

2.5. Clasificación de NLP 15

2.6. Componentes de una Red Neuronal Recurrente 18

2.7. Componentes de red LSTM 20

2.8. Componentes de red GRU 21

2.9. Mapa de Procesos del Plan de Gestión de Calidad 23

3.1. Metodología 32

3.2. Ejemplo de Preprocesamiento 40

3.3. Arquitectura del modelo SimpleRNN 41

3.4. Arquitectura del modelo LSTM 42

3.5. Arquitectura del modelo GRU 42

3.6. Distribución de Patrones por Intención 45

3.7. Distribución de Respuestas por Intención 46

4.1. Comparación de la cantidad de tokens en cada etapa de preprocesamiento . 48

4.2. Comparación de Accuracy en el Entrenamiento 50

4.3. Comparación de Accuracy en la Validación 51

4.4. Comparación de Error en el Entrenamiento 52

4.5. Comparación de Error en la Validación 52

4.6. Iteración 01 del Chatbot 53

4.7. Iteración 02 del Chatbot 54

Introducción

En un contexto global marcado por el avance acelerado de la tecnología, la inteligencia artificial (IA) ha adquirido un rol fundamental en la transformación de diversos sectores, desde la medicina y la industria hasta la educación. Las instituciones de educación superior, en particular, enfrentan el desafío de adaptarse a las demandas de una nueva generación de estudiantes que buscan acceder a servicios más ágiles, eficientes y personalizados. Uno de los aspectos clave en esta adaptación es la mejora de los procesos administrativos, incluyendo aquellos relacionados con la admisión universitaria, en donde las consultas frecuentes de los postulantes pueden representar una carga significativa para el personal administrativo y una fuente de insatisfacción para los usuarios.

El presente proyecto de tesis propone el desarrollo de un sistema automatizado de atención de consultas, basado en un chatbot inteligente que emplea modelos de Redes Neuronales Recurrentes (RNN). Este chatbot está diseñado específicamente para responder preguntas comunes relacionadas con el proceso de admisión en la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM), una institución que enfrenta anualmente un alto volumen de consultas debido a la creciente demanda de formación universitaria en el país. Mediante el uso de técnicas avanzadas de procesamiento del lenguaje natural (NLP), se espera que este chatbot proporcione respuestas rápidas y precisas a las inquietudes de los postulantes, optimizando los recursos de la universidad y mejorando la experiencia del usuario.

La estructura de la investigación se organiza de la siguiente manera: En el capítulo I, se expone el planteamiento del problema, donde se describe y formula el problema, seguido de los objetivos del proyecto, la justificación y la importancia del estudio, así como las variables relevantes para la investigación. Este capítulo establece las bases para entender la necesidad y pertinencia de desarrollar un sistema de atención automatizada en el contexto educativo.

En el capítulo II, se presenta el marco teórico, el cual incluye antecedentes y estudios previos que respaldan la aplicación de chatbots y redes neuronales en el ámbito educativo. También se desarrollan las bases teóricas necesarias para comprender las técnicas de procesamiento del lenguaje natural y los modelos de redes neuronales utilizados en el proyecto, además de definir los términos clave que serán empleados en la investigación.

El capítulo III describe la metodología empleada en el desarrollo del proyecto. Se define el tipo y nivel de investigación, el ámbito temporal y espacial, la población y muestra, así como los instrumentos y procedimientos utilizados para recolectar y analizar los datos. Este capítulo es crucial para garantizar la replicabilidad del estudio y asegurar que los resultados obtenidos sean válidos y confiables.

En el capítulo IV, se presentan los resultados y la discusión. Los resultados incluyen la evaluación del desempeño del chatbot en términos de precisión, tiempo de respuesta y capacidad para responder adecuadamente a las consultas de los postulantes. Estos resultados se discuten en el contexto de estudios previos y de las metas planteadas en los objetivos de la investigación.

Finalmente, en el capítulo V se exponen las conclusiones del proyecto, donde se resumen los hallazgos más relevantes y se analiza el impacto de la implementación del chatbot en el proceso de admisión de la UNAM. Asimismo, en el capítulo VI se presentan recomendaciones para futuras investigaciones y posibles mejoras del sistema desarrollado, con el fin de que la tecnología siga evolucionando y adaptándose a las necesidades cambiantes de los estudiantes y de la universidad.

Este proyecto de tesis no solo busca contribuir al campo de la inteligencia artificial aplicada a la educación, sino que también tiene el potencial de posicionarse como un modelo replicable para otras instituciones educativas que deseen modernizar sus procesos administrativos. La implementación de un chatbot inteligente para la atención de consultas de admisión representa un paso significativo hacia la digitalización de la educación superior en el Perú y hacia una experiencia universitaria más ágil y accesible para todos los postulantes.

I. Planteamiento del problema

1.1. Descripción y formulación del problema

A lo largo de la historia de la humanidad, las universidades han desempeñado un papel crucial en la vanguardia de la innovación científica y tecnológica, abordando los desafíos y necesidades de la sociedad. Estos centros de aprendizaje son fundamentales para la exploración de nuevos conocimientos y la resolución de problemas cotidianos, proporcionando un espacio donde los estudiantes pueden especializarse y desarrollarse profesionalmente en campos específicos como la Ingeniería, Ciencias Sociales y Biomédicas (Altbach, 2001).

En el contexto industrial actual, la automatización de procesos ha generado una creciente demanda de personal altamente especializado en ingeniería y tecnología. Asimismo, en el ámbito administrativo y biomédico, se requiere cada vez más profesionales capacitados en el uso de tecnologías avanzadas (Graue, Martuscelli, y Leyva, 2019). Esta realidad impulsa a un número significativo de personas a buscar formación universitaria.

En el Perú, de acuerdo con la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU), existen un total de 145 universidades, de las cuales 97 poseen licencia vigente. Sin embargo, aún hay 48 universidades que no cuentan con el licenciamiento, reflejando la continua evolución y expansión del sistema educativo superior en el país (*Lista de universidades licenciadas — sunedu.gob.pe*, s.f.).

La universidad tiene sus políticas y lineamientos para seleccionar o admitir a los candidatos para convertirse en estudiantes universitarios. Los candidatos, también llamados postulantes, deben pasar un riguroso proceso de postulación, en el que la universidad revisa detalladamente el cumplimiento de los requisitos y la veracidad de los documentos presentados por los interesados dentro de los plazos establecidos en el reglamento de admisión. Para el presente caso, estudiaremos el Reglamento de Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM). La UNAM actualmente ofrece 11 carreras profesionales en su sede principal de Moquegua y su filial en Ilo, lo que la convierte en una oportunidad atractiva para los aproximadamente 6000 postulantes que participan en

cada proceso de admisión.

El Concurso de Admisión es el proceso que permite a la UNAM seleccionar a los estudiantes que deben iniciar o continuar sus estudios en el área de su elección, evaluando los intereses vocacionales y aptitudes, para acceder a una de las vacantes aprobadas mediante resolución de la Comisión Organizadora de la UNAM (*unam.edu.pe*, s.f.).

El reglamento del proceso de admisión de la UNAM regula el procedimiento de postulación, protocolos del examen, requisitos y plazos del proceso, comenzando desde la preinscripción del postulante hasta la recepción de documentos de los ingresantes. Generalmente, los postulantes tienen muchas preguntas sobre el cumplimiento de los artículos del reglamento, como los requisitos, modalidades de examen, protocolos, plazos, entre otros. Por ejemplo, históricamente los postulantes a menudo han planteado preguntas sobre cómo inscribirse, ya que implica múltiples pasos como la preinscripción virtual, carga de documentos, validación de datos, verificación del pago, registro biométrico y entrega de carnet del postulante. La universidad contrata personal de call center para atender estas consultas frecuentes y para la verificación de los documentos del postulante. Los call centers mantienen una comunicación constante para atender y orientar en todo el proceso; este es un escenario que genera mucha información de preguntas o consultas por parte de los postulantes y respuestas por parte de los call centers.

La interacción entre los postulantes y call centers se realiza por medio de llamadas y correos electrónicos. Existen dos maneras de notificar las observaciones a los postulantes: la primera es por medio de una llamada y la segunda es por medio de un correo electrónico. Sumando todos los procesos de años anteriores, existe una acumulación de una buena cantidad de consultas y respuestas históricas. Estos datos no han sido explorados ni aprovechados en esta era de Inteligencia Artificial (IA). Según el estado del arte de la IA, los datos digitales escritos en lenguaje humano pueden ser procesados con algoritmos de Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP), cuyo propósito es comprender el lenguaje humano y generar conversaciones, es decir, comprender las preguntas sobre un tema específico y formular una respuesta adecuada generada por modelos de Inteligencia Artificial, también conocidos como Agentes Conversacionales o Chatbots (C. Dong y cols., 2022).

A lo largo de las últimas décadas, la humanidad ha sido testigo del increíble avance del campo de la Inteligencia Artificial, transformando así nuestra vida cotidiana. Desde sus inicios en los años 1950, cuando Alan Turing propuso el "Test de Turing"para evaluar la capacidad de las máquinas para pensar (Russell y Norvig, 2009), hasta la actualidad, donde observamos aplicaciones de Inteligencia Artificial en diversas áreas como la medicina, el comercio, la conducción autónoma y el procesamiento del lenguaje natural; este último experimenta una evolución notable.

En los últimos años, el interés en la integración de la inteligencia artificial (IA) en la educación ha experimentado un notable incremento, impulsado en gran medida por los avances tecnológicos en este campo. Los chatbots o agentes conversacionales han demostrado un gran potencial en el ámbito educativo, ya que ofrecen la capacidad de mejorar el proceso de aprendizaje y la búsqueda de información.

Varios estudios han explorado la aplicación de los chatbots en diferentes áreas educativas. Por ejemplo, el artículo de (Winkler y Söllner, 2018) realizó un análisis del estado de los chatbots en el ámbito educativo, destacando su capacidad para mejorar la experiencia educativa a través de la enseñanza, la tutoría, la retroalimentación y el apoyo a los estudiantes. Asimismo, (Labadze, Grigolia, y Machaidze, 2023) analiza el uso de chatbots impulsados por IA en diferentes niveles educativos, destacando su efectividad para brindar apoyo personalizado, facilitar la interacción docente-estudiante y mejorar la experiencia de aprendizaje.

En el contexto específico de los procesos de admisión universitaria, (Chandra y Suyanto, 2019) desarrollaron un chatbot basado en un modelo de secuencia a secuencia para un sistema de preguntas y respuestas; el modelo se entrenó con un conjunto de datos de conversaciones de admisión universitaria y fue evaluado en la Universidad Telkom, obteniendo un puntaje BLEU de 43.61. A su vez, (Nguyen, Le, Hoang, y Nguyen, 2021) presentaron NEU-chatbot, basado en IA, donde los postulantes y padres pueden realizar preguntas relacionadas al proceso de admisión de la Universidad Nacional de Economía de Vietnam. NEU-chatbot logró una precisión del 97.1 %, logrando así la disminución de carga de trabajo del personal administrativo.

Estos estudios resaltan el interés por integrar los chatbots en los procesos de admisión. Por lo tanto, este proyecto de investigación propone abordar la realidad del proceso de admisión de la UNAM, analizando su reglamento de admisión, protocolos de seguridad y el prospecto de admisión de la institución. Sin embargo, es importante destacar que las respuestas generadas por el chatbot no se basarán directamente en estos textos formales. En su lugar, se adaptarán de manera más amigable y accesible para los usuarios, con el objetivo de mejorar la experiencia de los solicitantes durante el proceso de admisión. El proceso contempla el estudio de arquitecturas de redes neuronales recurrentes (RNN, LSTM y GRU) para construir un modelo de IA basado en el corpus de las consultas y respuestas de los postulantes, con el propósito de generar un prototipo de chatbot capaz de absolver de manera precisa y eficiente las futuras consultas de los postulantes.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar un prototipo de chatbot basado en Redes Neuronales Recurrentes para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Construir un corpus de datos representativo del proceso de admisión de la Universidad Nacional de Moquegua.
- Implementar y entrenar diferentes arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes utilizando el corpus de datos construido.
- Evaluar el desempeño de las arquitecturas RNN, LSTM y GRU mediante el uso de métricas de evaluación estándar, para seleccionar el modelo óptimo.
- Desplegar el modelo con mejor desempeño en el prototipo de Chatbot basado en tecnología python web frameworks.

1.3. Justificación e importancia

La investigación propuesta aborda una necesidad crítica en el contexto educativo y administrativo de la Universidad Nacional de Moquegua, específicamente en el proceso de admisión. A lo largo de la historia, las universidades han sido pilares fundamentales en la formación humanista, científica y tecnológica, y en la actualidad, la demanda de personal altamente especializado en diversos campos impulsa a un creciente número de personas a buscar formación universitaria.

En el entorno actual, caracterizado por la automatización de procesos y el avance tecnológico, la integración de herramientas de inteligencia artificial, como los chatbots, ofrece una oportunidad única para mejorar la experiencia de los postulantes durante el proceso de admisión. La existencia de un gran volumen de consultas frecuentes por parte de los postulantes en el proceso de admisión a la UNAM, así como la acumulación de datos históricos no aprovechados, plantea un escenario propicio para la aplicación de arquitecturas de redes neuronales recurrentes (RNN, LSTM y GRU) y el desarrollo de un prototipo de chatbot capaz de atender de manera eficiente y precisa estas consultas.

La relevancia de este proyecto radica en la creciente evidencia sobre la efectividad de los chatbots en ámbitos educativos y administrativos, como se ha demostrado en estudios previos. La comparación exhaustiva de diversas arquitecturas de redes neuronales recurrentes permitirá seleccionar el modelo óptimo en cuanto a rendimiento y capacidad de comprensión de datos secuenciales. De esta manera, se logrará automatizar las respuestas a las consultas de los postulantes mediante un prototipo de chatbot eficiente, brindando así una atención más rápida.

Además, esta iniciativa contribuiría significativamente a la modernización y la mejora continua de los servicios universitarios, alineándose con los principios establecidos en el Decreto Supremo Nº 029-2021-PCM, el cual promueve la incorporación de tecnologías digitales en los servicios públicos.

Este enfoque innovador proporcionará a los postulantes una experiencia más fluida y personalizada, fortaleciendo la sinergia entre las tecnologías digitales de vanguardia y los servicios educativos.

En resumen, este proyecto de investigación se justifica por su contribución en la automatización de respuestas a las preguntas formuladas por los postulantes durante el proceso de admisión de la Universidad Nacional de Moquegua. Se propone el desarrollo de un prototipo de chatbot basado en la arquitectura de red neuronal recurrente óptima, seleccionada mediante la comparación de modelos RNN, LSTM y GRU. En busca de promover la innovación en el contexto universitario al incorporar tecnologías emergentes como la Inteligencia Artificial y el Procesamiento de Lenguaje Natural.

1.4. Variables

- **Variable Independiente**: Proceso de admisión (corpus)
- **Variable Dependiente** : Chatbot basado en Arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes

II. Marco teórico

2.1. Antecedentes

La evolución de los chatbots ha sido notable desde los primeros experimentos en este campo, impulsados por avances en inteligencia artificial (IA) y en procesamiento de lenguaje natural (PLN). Uno de los primeros hitos fue Eliza, un chatbot creado por Joseph Weizenbaum en 1966 (Weizenbaum, 1966). Eliza destacaba por su habilidad para captar el texto que el usuario introducía, reformularlo y generar respuestas mediante una serie de palabras clave predefinidas. Aunque limitado, Eliza simulaba conversaciones de manera convincente para su época, y su enfoque sencillo sirvió como inspiración para desarrollar chatbots más complejos en los años posteriores.

El concepto de "Inteligencia Artificial" en el ámbito de los chatbots comenzó a ganar relevancia con la introducción de Jabberwacky, el primer chatbot que incorporó técnicas de IA. Este sistema empleaba heurísticas basadas en la coincidencia de patrones contextuales para generar respuestas. En esa etapa, el desarrollo dependía exclusivamente del contexto y de la retroalimentación obtenida, como se detalla en (Verma, Sahni, y Sharma, 2020).

Con los avances de la IA, los chatbots han demostrado ser herramientas útiles en diversos sectores, especialmente en la educación, donde facilitan la interacción y apoyan tanto a estudiantes como a docentes. Un ejemplo es el chatbot "Joka", diseñado para responder preguntas sobre el proceso de admisión planteadas por estudiantes de secundaria y sus padres. Este sistema, que opera en inglés y árabe, emplea técnicas de PLN para mejorar su precisión (El Hefny, Mansy, Abdallah, y Abdennadher, 2021). Otro caso es un chatbot descrito por (Udupa, 2022), que permite consultar el proceso de admisión y las actividades universitarias, reduciendo así la carga administrativa al utilizar el algoritmo ChatterBot para generar respuestas automáticas según las consultas del usuario.

Recientemente, se ha investigado el uso de redes neuronales recurrentes en chatbots para mejorar su capacidad de respuesta. Un estudio de (Denny Prabowo y cols., 2018) compara las arquitecturas LSTM y SimpleRNN, empleando un modelo entrenado con 50

conversaciones en formato JSON, centrado en interacciones comerciales. Los resultados sugieren que, aunque el modelo basado en LSTM ofrece respuestas más precisas, también requiere un mayor tiempo de entrenamiento.

Estudios recientes han explorado el uso de redes neuronales en chatbots, demostrando su capacidad para responder de manera más precisa y contextual. Por ejemplo, (Denny Prabowo y cols., 2018) compara las arquitecturas LSTM y SimpleRNN en un modelo entrenado con 50 conversaciones en formato JSON, centrado en interacciones comerciales, y destaca que, aunque LSTM ofrece respuestas más precisas, esto implica un mayor tiempo de entrenamiento. Por otro lado, (Khin y Soe, 2020) desarrolló un chatbot con el modelo Seq2Seq y un mecanismo de atención basado en una arquitectura de codificador-decodificador RNN, que alcanzó una puntuación BLEU de 0.41 al brindar información precisa sobre la Universidad de Idiomas de Myanmar. Asimismo, en un estudio de (Chandra y Suyanto, 2019), se creó un chatbot para el proceso de admisión de la Universidad de Telkom, probando dos configuraciones: un modelo Seq2Seq sin atención, que obtuvo una puntuación BLEU de 43.61, y un codificador LSTM bidireccional, con una puntuación ligeramente superior de 44.68.

La incorporación de estas tecnologías avanzadas en los chatbots ha transformado su capacidad para ofrecer respuestas precisas y relevantes en aplicaciones educativas, comerciales y de atención al cliente. Gracias a estos desarrollos, los chatbots pueden gestionar contextos conversacionales más largos y complejos, demostrando su potencial para adaptarse a una variedad de necesidades en diferentes industrias (Okonkwo y Ade-Ibijola, 2021).

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Inteligencia Artificial(IA)

La Inteligencia Artificial es un campo de investigación que busca desarrollar sistemas y máquinas capaces de presentar comportamientos inteligentes similares a los de los seres humanos (McCarthy, 2004).La IA abarca distintas áreas , como el aprendizaje automático, aprendizaje profundo, visión por computadora, sistemas expertos, procesamiento de lenguaje natural, entre otros.

Según (Russell y Norvig, 2009) existen 4 enfoques para la Inteligencia Artificial:

- Sistemas que piensan como humanos: Intenta realizar el proceso de razonamiento

y comportamiento de la mente humana. Se enfoca en modelar procesos cognitivos como la resolución de problemas, toma de decisiones y aprendizaje.

- Sistemas que piensan racionalmente: Estos sistemas se centran en el estudio de las facultades de razonar lógicamente, es decir imitar el pensamiento humano.
- Sistemas que actúan como humanos: Este enfoque tiene como objetivo diseñar sistemas que realicen tareas de manera similar a las que realizan los seres humanos.
- Sistemas que actúan racionalmente: Su objetivo de estos sistemas es diseñar agentes inteligentes que realicen actividades racionales en distintos entornos.

2.2.2. Aprendizaje Automático(Machine Learning)

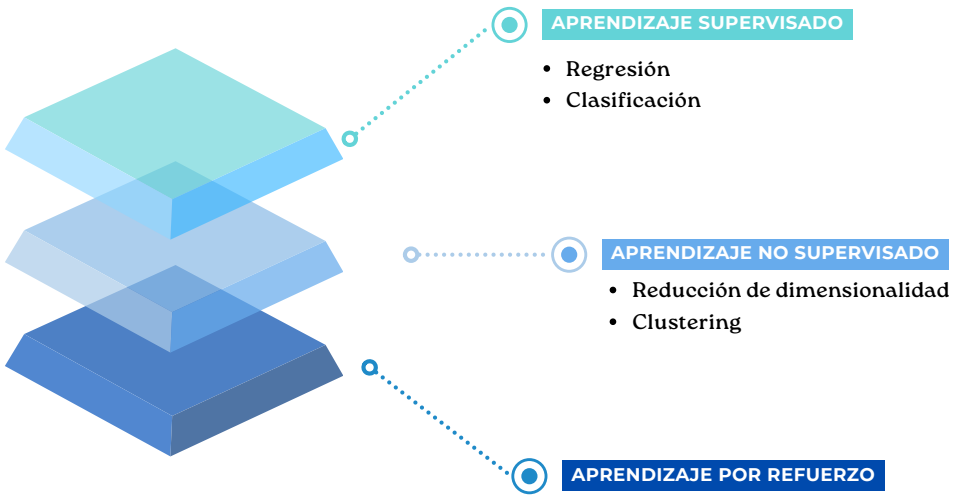
Aprendizaje Automático o Machine Learning en inglés, representa uno de los avances más significativos en el campo de la IA en las últimas décadas.A diferencia de los enfoques tradicionales basados en reglas y programación explícita, el ML se centra en desarrollar sistemas capaces de aprender y mejorar de forma autónoma a partir de los datos, sin necesidad de ser programados paso a paso (Bishop, 2006).

Los sistemas de ML se basan en el principio fundamental de que los algoritmos identifican patrones o alguna relación dentro del conjunto de datos para construir modelos predictivos o tomar decisiones (Alpaydin, 2020). Es decir, ML ajusta modelos matemáticos de los datos previamente analizados.

Existen 3 subcategorias en los que se divide tradicionalmente ML:

- Aprendizaje Supervisado: Estos algoritmos se entrenan con un conjunto de datos etiquetados e históricos, lo que hace posible construir un modelo capaz de realizar predicciones precisas para datos no vistos en el entrenamiento.Algunos de los algoritmos comúnmente usados son la Regresión Lineal, árboles de decisión y Máquina de Vectores de Soporte(SVM).
- Aprendizaje No Supervisado: En esta categoría los algoritmos aprenden directamente de los datos sin etiquetas, identificando patrones. Principalmente se utiliza para tareas de agrupamiento(clustering) , reducción de dimensionalidad y detección de anomalías. En este enfoque el algoritmo más usado es el K - means.
- Aprendizaje por Refuerzo: Estos algoritmos se basan en mejorar la respuesta del modelo mediante un proceso de retroalimentación, es decir aprenden a través de su entorno. Su objetivo es encontrar la mejor estrategia para maximizar la recompensa a largo plazo.

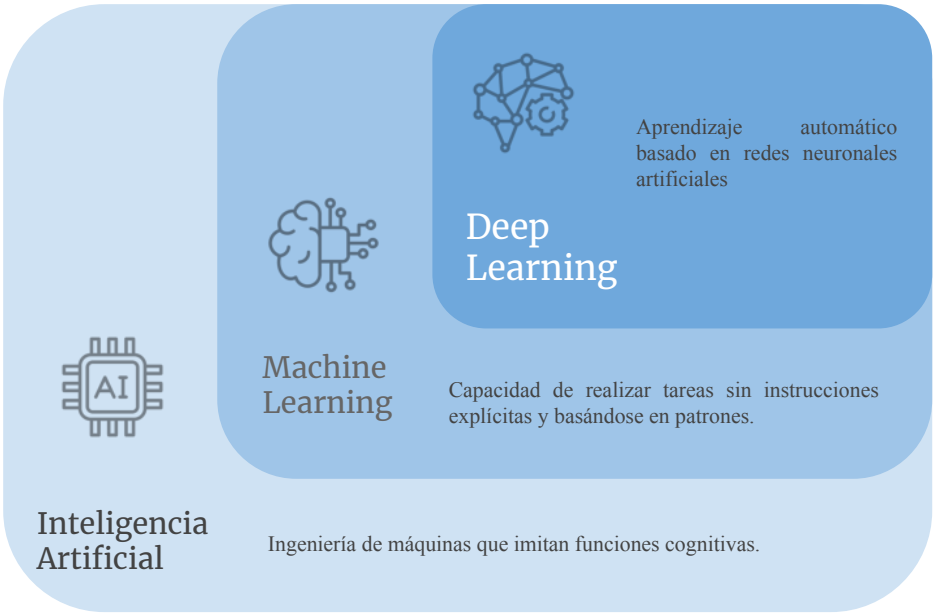
Figura 2.1: Tipos de algoritmos de Machine Learning



2.2.3. Aprendizaje Profundo (Deep Learning)

Aprendizaje Profundo o en ingles Deep Learning (DL), es una rama de técnicas de aprendizaje automático caracterizada por el uso de arquitecturas jerárquicas con múltiples capas de procesamiento de información no lineal. Su objetivo principal es la extracción de caraterísticas para el análisis y la clasificación de patrones (Deng y Yu, 2014).

Figura 2.2: Diferencias entre Inteligencia Artificial , Machine Learning y Deep Learning



Este enfoque combina múltiples regresiones lineales, conocidos como nodos, organizados en capas ocultas. Aunque su base matemática es similar a la regresión lineal ($W^t = X + b$)

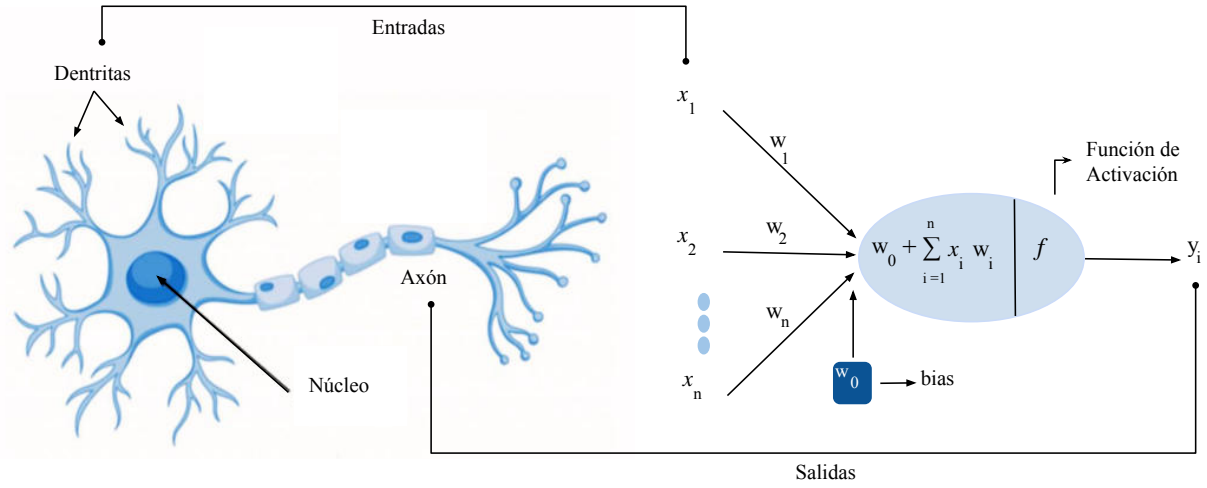
tradicional,el DL se distingue por la adición de funciones de activaciones no lineales y una arquitectura de múltiples capas (S. Dong, Wang, y Abbas, 2021).

Red Neuronal Artificial

La Red Neuronal Artificial es un modelo computacional inspirado en la estructura y funcionamiento del cerebro humano, buscando simular cómo este aprende y procesa información. La neurona biológica consta de tres partes principales: el núcleo , las dentritas y el axón. Las dentritas reciben señales de otras neuronas a través de sinapsis y trasmiten esta información al núcleo, donde se integra. Si el potencial de acción supera un cierto umbral , se envía una señal eléctrica a través del axón hacia otras neuronas.

Al igual que nuestras neuronas biológicas, las neuronas artificiales están interconectadas y se comunican entre sí, formando una red compleja de procesamiento de datos (Castañeda Sanchez, Polo Escobar, y Vega Huincho, 2023). Esta comparación se ilustra en la Figura 2.3.

Figura 2.3: Estructura de una Neurona Artificial y similitud con la neurona biológica



Cada neurona artificial recibe entradas (inputs) de otras unidades conectadas, suma estos valores y los compara con un umbral predeterminado. Si el valor resultante iguala o supera este umbral, la neurona se activa y envía una salida (output) a las neuronas conectadas. L a fuerza de estas conexiones, representada po pesos, determina la importancia de cada entrada y salida en el proceso de aprendizaje y toma decisiones de la red (Mercado Polo, Pedraza Caballero, y MartÃnez GÃ, 2015).

Una Red Neuronal Artificial resulta de interconectar múltiples neuronas y se distinguen tres capas: de entrada , oculta y de salida. La información fluye desde la capa de entradas

hasta la capa de saliendo y es procesada en las capas ocultas, y la salida de todas las neuronas sirve de entrada para todas las neuronas de la siguiente capa.

Funciones de Activación

Las funciones de activación son componentes cruciales en las redes neuronales. Su propósito es introducir la no linealidad en el modelo, lo que permite que la red aprenda y modele relaciones complejas en los datos.Sin no linealidad, una red neuronal se comportaría esencialmente como un modelo de regresión lineal, independientemente del número de capas que tenga.

Cada función de activación tiene sus propias propiedades y es adecuada para determinados casos de uso. Existen diferentes tipos de funciones de activación como:

- Sigmoide: Esta función de activación se encuentra en el rango de entrada $(-\infty;\ +\infty)$ al rango $[0;\ 1]$. Su representación matemática se encuentra en II.1:

$$h\left(x\right)\ =\ \frac{1}{1\ +\ exp^{(-x)}} \tag{II.1}$$

- Rectified Linear Unit (RELU): Es una de las funciones de activación más utilizada en el aprendizaje profundo, ya que resuelve el problema de los gradientes evanescentes. Interpreta la parte positiva de su argumento. Esta función es diferenciable en todos los puntos excepto en 0.

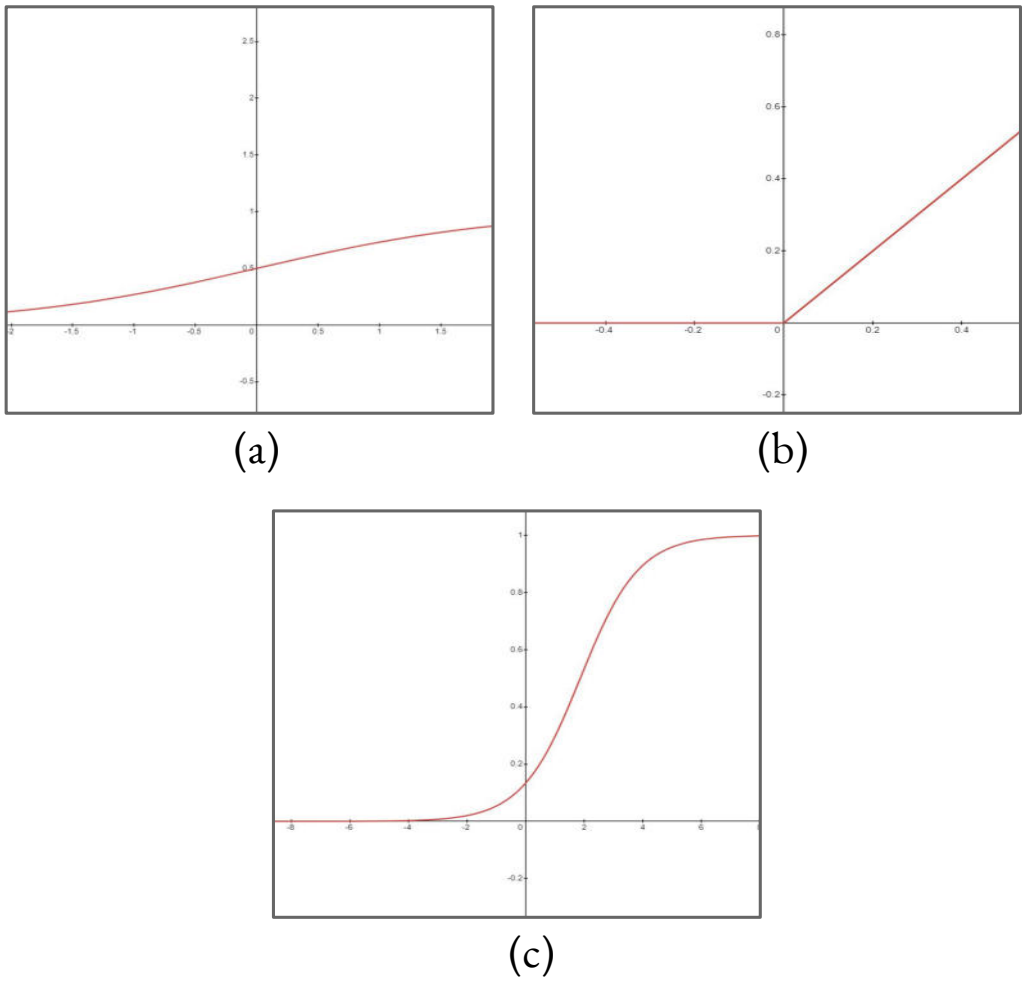
$$f\left(x\right)\ =\ max\left(0, x\right) \tag{II.2}$$

- Softmax: Es conocida como función exponencial normalizada, utilizada especialmente en problemas de clasificación multiclase. Convierte un vector de números reales en una distribución de probabilidad sobre las clases. La función Softmax se expresa como:

$$s\left(x_i\right)\ =\ \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n} e^{x_j}} \tag{II.3}$$

Las gráficas de las funciones de activación se muestran en la 2.4

Figura 2.4: (a) Sigmoide - (b) Relu - (c) Softmax



2.2.4. Modelos de Inteligencia Artificial

Los modelos son representaciones matemáticas o computacionales diseñadas para realizar tareas específicas que tradicionalmente requieren inteligencia humana. Estas tareas incluyen el reconocimiento de patrones, la toma de decisiones, la generación de contenido, y la predicción basada en datos. Los modelos de IA están en el núcleo de las aplicaciones modernas de aprendizaje automático, procesamiento del lenguaje natural, visión por computadora, entre otros campos.

Un modelo de IA se define por varios componentes fundamentales:

- **Estructura del modelo:** Define cómo se procesan los datos dentro del modelo. Por ejemplo, en redes neuronales, la estructura incluye capas de neuronas, conexiones entre ellas y funciones de activación.

- **Parámetros:** Son los valores internos que el modelo ajusta durante el entrenamiento, como los pesos y sesgos en redes neuronales.

- **Función de pérdida:** También conocida como función objetivo, mide la discrepancia entre las predicciones del modelo y los valores reales, guiando el proceso de optimización.

- **Algoritmo de optimización:** Es el método utilizado para ajustar los parámetros del modelo con el objetivo de minimizar la función de pérdida. Ejemplo: *gradiente descendente*.

Clasificación de Modelos de IA

Los modelos de IA se pueden clasificar según el tipo de aprendizaje y las tareas que buscan resolver:

1. Modelos Supervisados

Los modelos supervisados aprenden a partir de datos etiquetados, donde cada entrada está asociada a una salida conocida. Ejemplos:

- **Regresión:** Predice valores continuos. Ejemplo: Regresión lineal.

- **Clasificación:** Clasifica datos en categorías discretas. Ejemplo: Máquinas de soporte vectorial (SVM) y Redes Neuronales.

2. Modelos No Supervisados

Estos modelos trabajan con datos no etiquetados, buscando patrones ocultos o estructuras inherentes en los datos. Ejemplos:

- **Clustering:** Agrupa datos similares. Ejemplo: K-means, DBSCAN.

- **Reducción de dimensionalidad:** Simplifica los datos conservando su estructura esencial. Ejemplo: Análisis de componentes principales (PCA).

3. Modelos de Aprendizaje por Refuerzo

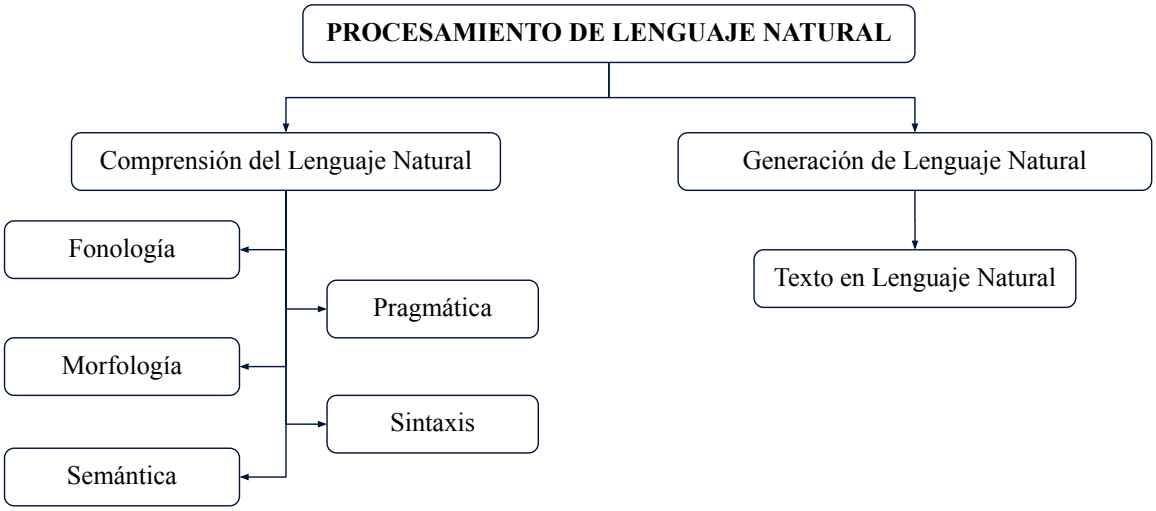
Estos modelos interactúan con un entorno para aprender a través de prueba y error, optimizando una recompensa acumulada. Ejemplo: Algoritmo Q-learning.

2.2.5. Procesamiento de Lenguaje Natural

El NLP es un campo de la Inteligencia Artificial que implica la comprensión y manipulación del lenguaje humano por computadora, que se centra en realizar tareas que son útiles para las personas como la extracción de información de textos o generar texto legible de forma natural (Eisenstein, 2019).

(Khurana, Koli, Khatter, y Singh, 2023) explica que el NLP se divide en dos áreas principales : Análisis del Lenguaje Natural o Lingüística y Generación del Lenguaje Natural.

Figura 2.5: Clasificación de NLP



Nota. La figura 2.5 fue extraída y adaptada de (Khurana y cols., 2023)

Los distintos modelos de NLP funcionan identificando conexiones entre los componentes del lenguaje(letras, palabras y las oraciones dentro del corpus de datos). En NLP se emplean una variedad de técnicas para la preparación de datos, extracción de características y el modelado.

Preparación de Datos

El preprocesamiento de texto es una etapa crucial en el procesamiento de lenguaje natural (NLP, por sus siglas en inglés), ya que permite transformar el lenguaje no estructurado

en datos organizados y comprensibles para los modelos de aprendizaje automático. Este proceso se compone de varias técnicas que se aplican secuencialmente para mejorar la calidad de los datos textuales, optimizando el rendimiento y la precisión de los modelos que serán entrenados posteriormente.

- **Stemming**: Proceso básico y heurístico en el procesamiento del lenguaje natural (NLP) que reduce palabras a su raíz al eliminar los sufijos. Aunque puede resultar en raíces que no son palabras válidas, el stemming es útil para simplificar el vocabulario en modelos de NLP.
- **Tokenización**: Consiste en dividir el texto en unidades lingüísticas llamadas ”tokens”, transformando una secuencia de caracteres en una secuencia de tokens de palabras. Estos tokens pueden ser palabras individuales, oraciones o incluso párrafos, y constituyen la base sobre la cual operan los algoritmos de NLP.
- **Lematización**: Técnica de normalización que reduce las palabras a su forma canónica o lema, considerando el análisis morfológico de las palabras. A diferencia del stemming, la lematización mantiene la integridad semántica de las palabras, asegurando que cada variación gramatical se trate como una única entidad base.
- **Normalización**: Proceso para estandarizar el texto a una forma uniforme. Incluye operaciones como la conversión de texto a minúsculas, eliminación de signos de puntuación, y otras transformaciones que garantizan consistencia en el análisis, ayudando a reducir la variabilidad en los datos.
- **Eliminación de palabras vacías (Stopwords)**: Consiste en retirar palabras muy comunes (como ”la”, ”a”, ”y”) que no aportan significado semántico relevante al análisis. Este paso reduce el ruido en los datos, simplificando el procesamiento y optimizando el rendimiento del modelo al enfocarse en términos más relevantes.
- **Eliminación de puntuación**: Involucra la eliminación de signos de puntuación del texto, tales como signos de interrogación, puntos, comas, etc. Esta técnica reduce la complejidad y el tamaño del vocabulario, evitando que los signos interfieran en el análisis del contenido del texto.

Extracción de Características

Este paso es crucial para transformar el texto en datos numéricos, permitiendo su procesamiento mediante algoritmos de aprendizaje automático. Implica identificar y extraer características, tales como palabras, n-gramas, etiquetas gramaticales, entre otras. Existen diversos métodos para representar el texto en forma vectorial, entre ellos:

- **Bolsa de Palabras (Bag-of-Words)**: Es una técnica de representación de texto que convierte el texto en un conjunto de palabras sin considerar el orden de las mismas. En este modelo, el texto se representa como un vector de frecuencias, donde cada posición corresponde a una palabra en el vocabulario, y el valor en cada posición indica la cantidad de veces que esa palabra aparece en el documento.

  La construcción del modelo **Bag-of-Words** involucra los siguientes pasos:

  - **Creación del Vocabulario**: Se analiza el conjunto completo de documentos para identificar todas las palabras únicas, creando un vocabulario que incluye cada término distinto.
  - **Vectorización**: Para cada documento, se genera un vector de frecuencia que indica cuántas veces aparece cada palabra del vocabulario en ese documento. Este vector tiene la longitud del vocabulario total, con valores que representan la frecuencia de cada palabra.
  - **Matriz de Documentos**: Finalmente, se construye una matriz de documentos, donde cada fila representa un documento y cada columna representa una palabra del vocabulario, facilitando el análisis estadístico y la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático.

- **TF-IDF (Frecuencia de Término - Inverso de Frecuencia de Documento)**: Es una técnica de ponderación de términos, empleada en recuperación de información y extracción de características. Combina dos métricas: TF (frecuencia de la palabra en el corpus) e IDF (logaritmo de la inversa de la frecuencia de documentos que contienen la palabra). Esta técnica permite destacar palabras clave y discriminativas dentro del corpus.

- **Word2Vec**: Entrena una red neuronal para predecir palabras cercanas en distintos contextos, generando un vector denso que captura el significado de cada palabra en función de patrones de co-ocurrencia. Tiene dos variantes: Skip-Gram (predice el contexto de una palabra) y CBOW (predice la palabra en función de su contexto). Ambas variantes crean embeddings densos que representan similitudes semánticas y sintácticas.

- **GloVe**: Este modelo construye una matriz de co-ocurrencia global de palabras y luego utiliza esta matriz para crear embeddings densos que preservan las relaciones semánticas y el significado entre palabras.

Técnicas de NLP de Aprendizaje Profundo

1. Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

Las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) son una clase de redes neuronales diseñadas para procesar datos secuenciales, como series temporales o texto. Estas redes almacenan la salida de una capa en un tiempo específico y la reutilizan como entrada en pasos posteriores, lo que les permite modelar dependencias temporales y contextuales en los datos.

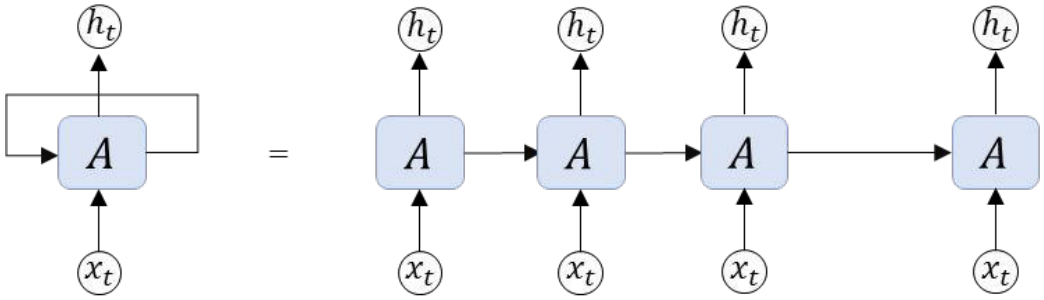


Figura 2.6: Componentes de una Red Neuronal Recurrente

2. SimpleRNN (Red Neuronal Recurrente Simple)

   La Simple RNN es la forma más elemental de las RNN. Su arquitectura se basa en la actualización recurrente de un estado oculto, el cual actúa como una memoria que almacena información de los pasos previos. Esta memoria permite modelar dependencias en la secuencia de datos.

   La arquitectura general de una RNN utiliza un estado oculto que se actualiza en cada paso temporal. El estado oculto en el tiempo t (denotado como h_t) se calcula como una función del estado oculto anterior h_{t-1} y la entrada actual x_t, como se define en la Ecuación II.4:

$$h_t = f\left(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b_h\right) \tag{II.4}$$

   Donde:

   - h_t: Estado oculto en el tiempo t.
   - h_{t-1}: Estado oculto en el tiempo anterior.
   - x_t: Entrada en el tiempo t.
   - W_h: Matriz de pesos recurrentes que conecta el estado oculto anterior al actual.
   - W_x: Matriz de pesos que conecta la entrada al estado oculto.
   - b_h: Vector de sesgo aplicado al estado oculto.
   - f: Función de activación no lineal, como tanh o ReLU.

La salida de la red en el tiempo t se calcula a partir del estado oculto actual h_t como:

$$y_t = f_{salida}(W_y h_t + b_y) \tag{II.5}$$

Donde:

- W_y: Matriz de pesos que conecta el estado oculto a la salida.
- b_y: Sesgo de la salida.
- f_{salida}: Función de activación de la capa de salida (por ejemplo, *softmax* para clasificación).

Las Simple RNN presentan diversas ventajas y limitaciones. Por el lado positivo, su estructura es simple y fácil de implementar, lo que las hace útiles para modelar dependencias temporales básicas. Sin embargo, enfrentan problemas significativos como el *desvanecimiento* y *explosión de gradientes*, lo que dificulta el aprendizaje de dependencias a largo plazo. Además, su eficacia es considerablemente menor en comparación con arquitecturas más avanzadas como LSTM o GRU.

3. Memoria Larga a Corto Plazo (LSTM)

   La arquitectura LSTM es una evolución de la RNN, introducida por primera vez por (Hochreiter y Schmidhuber, 1997) como una extensión diseñada para abordar el problema del gradiente evanescente. Los LSTM gestionan la memoria a corto plazo mediante la eliminación de información irrelevante y la incorporación de nueva información crucial para decisiones futuras (Jurafsky y Martin, 2020).

   La arquitectura LSTM cuenta con puertas de entrada y salida que controlan el flujo de información mediante el uso de pesos en la capa de entrada y salida.

   Las ecuaciones principales de la LSTM son:

   1. Compuerta de olvido: Controla qué parte de la memoria C_{t-1} se olvida.

$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f\right) \tag{II.6}$$

   2. Compuerta de entrada: Decide qué parte de la nueva información se agrega al estado de la célula.

$$i_t = \sigma\left(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i\right) \tag{II.7}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh\left(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c\right) \tag{II.8}$$

   3. Estado de la célula: Actualiza el estado de la célula combinando el estado anterior con la nueva información filtrada por las compuertas.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \tag{II.9}$$

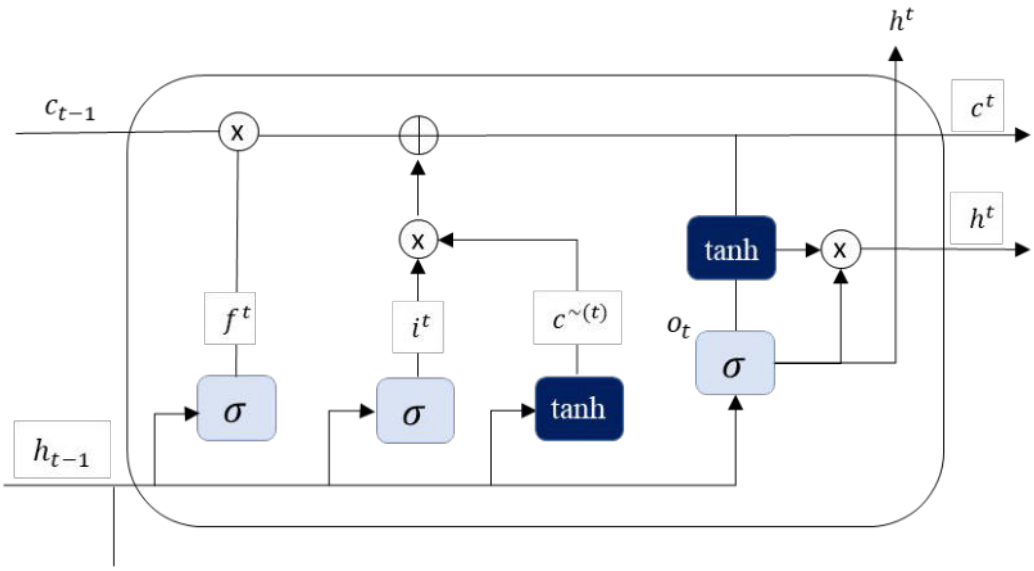


Figura 2.7: Componentes de red LSTM

4. Compuerta de salida: Decide qué parte del estado de la célula se usará para el estado oculto actual y para la salida.

$$o_t = \sigma\left(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o\right) \tag{II.10}$$

Finalmente, el estado oculto:

$$h_t = o_t * \tanh\left(C_t\right) \tag{II.11}$$

4. Unidades Recurrentes Cerradas (GRU)

La unidad recurrente cerrada (GRU) es una variante de las RNN que incluye una celda de memoria inspirada en la arquitectura LSTM, introducida en 2014. La celda GRU combina la puerta de entrada y olvido en una sola ”puerta de actualización”que fusiona el estado de la celda y el estado oculto (Lynn, Pan, y Kim, 2019). Cuenta con dos puertas principales: la puerta de actualización, que controla cuánta información de la entrada y del estado anterior se mantiene, y la puerta de reinicio, que determina cuánto del estado anterior se olvida (Hao, Sheng, y Wang, 2019).

Las GRU tienen las siguientes compuertas principales:

1. Compuerta de actualización: Decide cuánto del estado oculto anterior h_{t-1} se conserva y cuánto se actualiza.

$$z_t = \sigma\left(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z\right) \tag{II.12}$$

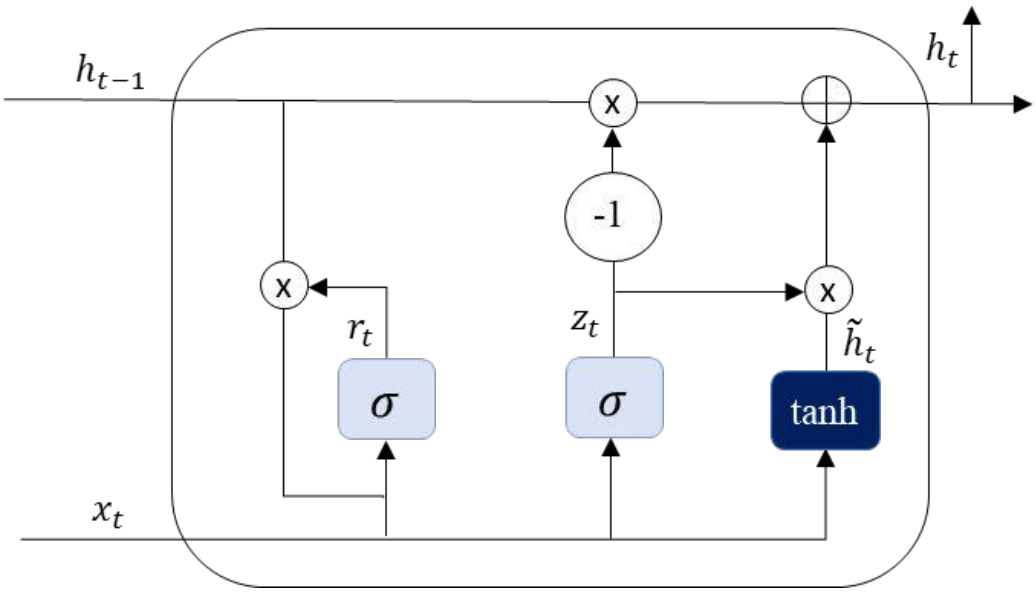


Figura 2.8: Componentes de red GRU

2. Compuerta de reinicio: Controla cuánto del estado anterior se olvida antes de calcular el nuevo estado oculto.

$$r_t = \sigma\left(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r\right) \tag{II.13}$$

3. Nuevo estado oculto: Calculado usando la compuerta de reinicio.

$$\overline{h_t} = \tanh\left(W_h \cdot [r_t \cdot h_{t-1}, x_t] + b_h\right) \tag{II.14}$$

4. Estado oculto final: La compuerta de actualización combina el estado anterior y el nuevo estado oculto.

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \overline{h_t} \tag{II.15}$$

Los sistemas de NLP se utilizan en aplicaciones fundamentales como: Traducción automática, recuperación de información, Chatbots y sistemas de dialogos y reconocimiento de voz.

2.2.6. Chatbots

Los chatbots , también conocido como ”programa informático” o ”agente conversacional” basado en IA diseñados para interactuar con humanos a través de mensajes de texto o voz, simulando una conversación natural (Haristiani, 2019). Los chatbots utilizan técnicas de

NLP para interpretar y comprender las entradas de los usuarios y luego generar respuestas adecuadas utilizando modelo basado en reglas, modelo de recuperación de información o modelo con técnicas generativas(Adamopoulou y Moussiades, 2020).

Tipos de Chatbots

- Chatbots basados en reglas: Es un tipo de arquitectura con el cual se construyeron los primeros chatbots. Utilizan un conjunto predefinido de reglas y patrones para poder mapear las entradas de los usuarios a sus respuestas específicas. Cuenta con algunas limitaciones ya que no contempla los errores ortográficos ni gramaticales en la entrada del usuario.

- Chatbots basados en recuperación: Seleccionan la respuesta más significativa del conjunto de datos , utilizando técnicas de coincidencia de patrones. Estos chatbots pueden mantener conversaciones más naturales , sin embargo dependen del conjunto definido de respuestas.

- Chatbots generativos: Son capaces de generar respuestas más naturales que otros modelos ya que se basan en las entradas de los usuarios actuales y anteriores. Estos chatbots son considerados los más avanzados, dado que utilizan algoritmos de ML y técnicas de DL.

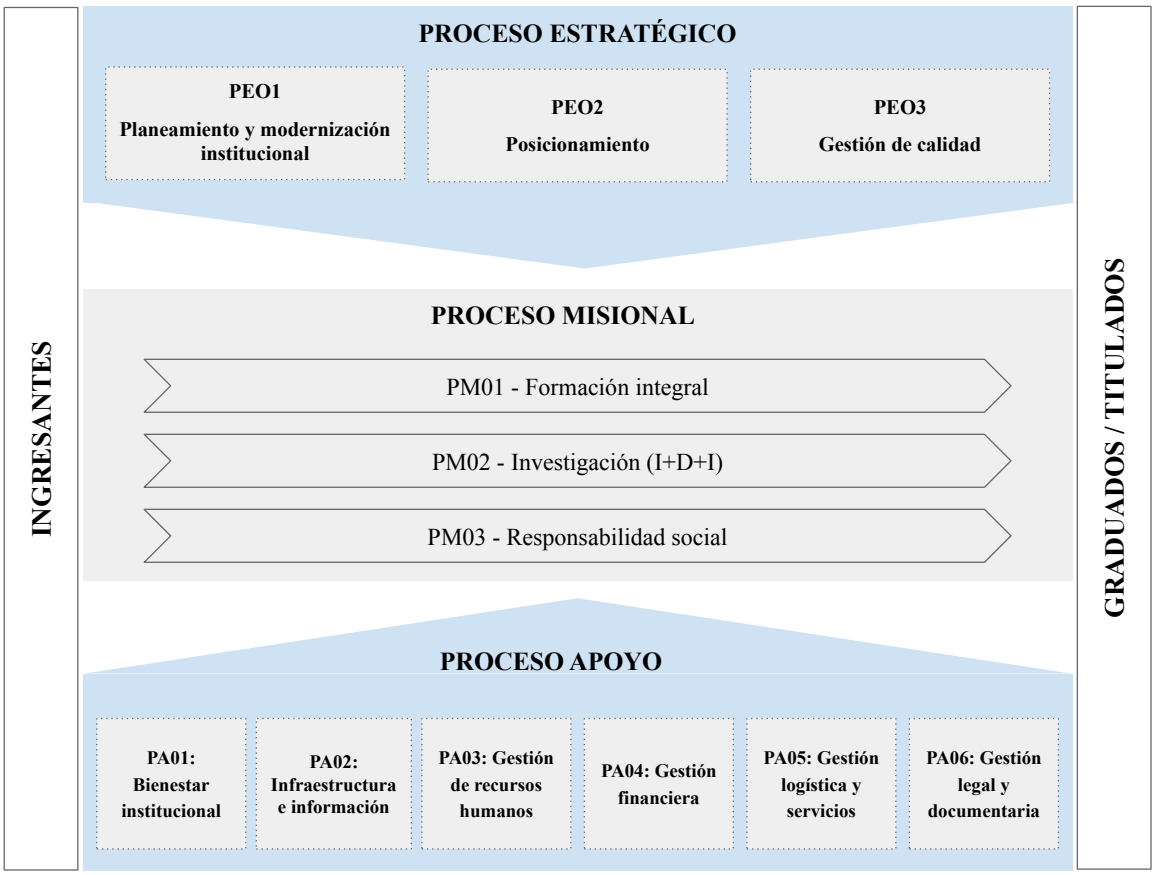
2.2.7. Universidad Nacional de Moquegua

La Universidad Nacional de Moquegua(UNAM) fue creada el 24 de mayo de 2005 mediante la Ley N°28520, que la estableció como una entidad legal con sede en la ciudad de Moquegua. Empezó sus actividades el 10 de julio de 2007.(*Reseña Histórica — unam.edu.pe*, s.f.).

La UNAM es una comunidad académica orientada a la investigación y a la docencia, que brinda una formación humanista, científica y tecnológica con una clara conciencia de la realidad de nuestro país multicultural.

En la actualidad la UNAM tiene un estructura organizacional compleja, en la figura 2.9 basada en documento oficial de Plan de Gestión de Calidad de UNAM, se puede apreciar su mapa de procesos, en donde se refleja claramente los tres procesos misionales que contempla la formación integral, investigación y responsabilidad social.

Figura 2.9: Mapa de Procesos del Plan de Gestión de Calidad



Nota. La figura 2.9 fue extraída del documento de plan de gestión de calidad de UNAM 2020-2022 y adapatada para el presente proyecto de tesis(*unam.edu.pe*, s.f.)

Proceso de Admisión

El proceso de Admisión es fundamental para que la Universidad Nacional de Moquegua seleccione a los estudiantes que desean comenzar o seguir sus estudios en su área de interés. La admisión a la universidad se efectúa a través de un concurso público, el cual se realiza previa definición del número de plazas disponibles y con una frecuencia máxima de una vez por ciclo académico. El concurso consta de un examen de conocimientos como proceso principal obligatorio y de forma complementaria opcional, una evaluación de aptitudes y actitudes (*minedu.gob.pe*, s.f.).

El Concurso de Admisión se realiza dos veces al año, de acuerdo con el calendario académico anual de la UNAM y está a cargo del Director de Admisión. Su rol implica la planificación, organización, promoción y ejecución del proceso de admisión para el período 2024-II. Además, es responsable de elaborar el plan de trabajo, el reglamento y el prospecto de admisión(*unam.edu.pe*, s.f.).

Reglamento de Admisión 2024-II

El Reglamento de Admisión detalla las normativas que regulan integralmente el proceso de admisión a las Escuelas Profesionales de la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM), abarcando tanto la modalidad general como la extraordinaria. Este reglamento consta de 63 artículos organizados en los siguientes capítulos:

- **Capítulo I. Base Legal:** Este capítulo establece los fundamentos jurídicos que sustentan el proceso de admisión. Se basa en diversas leyes nacionales, incluyendo la Constitución Política del Perú, la Ley Universitaria N.º 30220, la Ley General de Educación N.º 28044 y la Ley General de la Persona con Discapacidad N.º 29973. Además, incorpora otras disposiciones normativas que aseguran la transparencia y legalidad del proceso de admisión.
- **Capítulo II. Disposiciones Generales:** Define los principios fundamentales que rigen el proceso de admisión, destacando su carácter inclusivo y no discriminatorio, garantizando igualdad de oportunidades para todos los postulantes. Este capítulo también asigna responsabilidades a las autoridades internas de la universidad, como la Dirección de Admisión y la Comisión Central de Admisión, encargadas de planificar y ejecutar el proceso de admisión.
- **Capítulo III. Modalidades de Admisión y sus Requisitos:** Detalla las tres modalidades de ingreso a la UNAM:
  - *Examen Ordinario:* Destinado a egresados de educación secundaria.
  - *Examen Extraordinario:* Incluye modalidades como traslado externo e interno, deportistas calificados, víctimas de terrorismo y otras excepciones.
  - *CEPREUNAM:* Proceso dirigido a estudiantes del Centro Preuniversitario de la UNAM.

  Cada modalidad posee requisitos específicos y diferentes etapas de evaluación.
- **Capítulo IV. De la Inscripción al Examen de Admisión:** Describe el procedimiento de inscripción, que se realiza de manera virtual. Los postulantes deben presentar documentos como el certificado de estudios de secundaria, una fotografía en el formato requerido y su documento de identidad (DNI). Asimismo, se establece el procedimiento para el pago de los derechos de admisión y el uso de una plataforma en línea para la carga de documentos.
- **Capítulo V. De la Evaluación, Calificación y Resultados del Examen de Admisión:** Explica el proceso de evaluación de los postulantes. Los exámenes se dividen en:

- *Examen Ordinario:* Evalúa conocimientos generales y aptitud académica.
- *Examen Extraordinario:* Se enfoca en la evaluación del razonamiento verbal y matemático.

Los resultados son definitivos y se publican dentro de las 24 horas posteriores a la realización de los exámenes.

- **Capítulo VI. De los Postulantes:** Establece que la participación del postulante en el proceso de admisión implica la aceptación total del reglamento. El postulante es responsable de la veracidad de la información proporcionada en su inscripción, la cual tiene carácter de declaración jurada. Además, se detallan los impedimentos para postular, como condenas por delitos graves, sanciones previas de la UNAM o inhabilitaciones en procesos anteriores. También se regulan las condiciones de ingreso al examen, incluyendo el cumplimiento de los protocolos establecidos, como el código de vestimenta y el registro de identificación en presencia del aplicador de aula.
- **Capítulo VII. De los Ingresantes:** Regula el proceso de matrícula para los ingresantes, quienes deben entregar en físico los documentos originales dentro de 48 horas tras la publicación de resultados. Los documentos deben cumplir con requisitos específicos, como estar sellados por la institución educativa y contar con códigos QR en caso de ser certificados digitales. Para los ingresantes por la modalidad de titulados, se exige la presentación de una copia fedateada de su título universitario para el trámite de convalidación de cursos, de acuerdo con el procedimiento establecido en el TUPA.
- **Capítulo VIII. Control, Seguridad y Sanciones en el Examen de Admisión:** Establece las medidas de seguridad necesarias para prevenir actos de fraude o suplantación durante el proceso de admisión. Las sanciones se aplicarán a los postulantes que infrinjan las normas del examen o intenten realizar prácticas fraudulentas, garantizando así la integridad del proceso.
- **Capítulo IX. Disposiciones Complementarias:** Agrupa los anexos y formatos adicionales necesarios para completar el proceso de inscripción y admisión, tales como declaraciones juradas. Estos documentos permiten a la universidad verificar la veracidad de la información proporcionada por los postulantes.

Prospecto de Admisión

El Prospecto de Admisión 2024-II de la Universidad Nacional de Moquegua (UNAM) establece las directrices y requisitos para el proceso de admisión de los aspirantes en diversas

modalidades y programas académicos. Este documento proporciona una guía exhaustiva de cada fase del proceso, desde la inscripción hasta la evaluación, incluyendo información esencial sobre vacantes, cronograma, pagos y recomendaciones para los postulantes.

- **Cronograma de Inscripción:** El prospecto especifica las fechas fundamentales del proceso de inscripción para todas las modalidades de admisión, tales como el CEPREUNAM, el Examen Ordinario y el Examen Extraordinario. Entre las fechas destacadas se encuentran el inicio y cierre de las inscripciones, el día del examen y la publicación de los resultados.
- **Cuadro de Vacantes:** Se detalla la cantidad de vacantes disponibles para cada carrera profesional ofrecida por la UNAM, distribuidas entre los programas de ingeniería y ciencias sociales.
- **Pagos por Derecho de Inscripción:** El prospecto indica los montos a abonar según la modalidad de ingreso y el tipo de institución de procedencia de los postulantes, ya sean colegios públicos o privados.
- **Instrucciones para la Inscripción:** El proceso de inscripción se realiza íntegramente de manera digital a través de la plataforma de admisión de la universidad. Los aspirantes deben seguir una serie de pasos para cargar los documentos requeridos, efectuar el pago de los derechos de inscripción y completar la preinscripción.
- **Descripción de las Escuelas Profesionales:** Cada escuela profesional ofrece un perfil detallado de los requisitos y competencias esperadas tanto de los ingresantes como de los egresados. Se incluyen las habilidades y competencias necesarias para cursar exitosamente la carrera, así como una descripción del campo ocupacional de cada programa, destacando las oportunidades laborales y los sectores en los que los egresados pueden desempeñarse profesionalmente.

Protocolos para el examen de admisión

Los protocolos establecidos delinean las directrices para el proceso del Examen de Admisión UNAM 2024 - II, con el propósito de asegurar la equidad, la integridad y la transparencia en la selección de los aspirantes a la Universidad Nacional de Moquegua.

- **Protocolo de Seguridad y Control:** En la Zona Exterior de Acceso, los candidatos deben identificarse presentando su Carnet de Postulante y DNI, además de adherirse a estrictas normas de vestimenta y conducta. Está prohibido el ingreso de dispositivos electrónicos u objetos no autorizados. En la Puerta de Acceso, el personal de

seguridad verificará el cumplimiento de estos requisitos. Se implementarán controles biométricos, incluyendo la verificación facial, de palma y de huellas dactilares, sancionando cualquier intento de suplantación de identidad. Asimismo, se utilizarán arcos detectores de metales y detectores portátiles para prevenir el ingreso de dispositivos no permitidos, lo que conllevará a la descalificación del examen en caso de infracción.

- **Sanciones:**
  - *Actos Dolosos:* La suplantación de identidad, el uso de documentos falsificados, la introducción de dispositivos electrónicos y la alteración del orden durante el examen resultarán en la descalificación del postulante.
  - *Sanciones Administrativas:* Cualquier incumplimiento de los protocolos establecidos conlleva a la anulación de la inscripción del aspirante, sin derecho a reembolso de los pagos efectuados.
- **Desarrollo y Finalización del Examen:** Los candidatos serán trasladados a las aulas asignadas bajo la supervisión de orientadores y docentes encargados de la aplicación del examen. El docente encargado proporcionará las fichas ópticas y explicará detalladamente su correcta utilización, advirtiendo que cualquier error en su llenado podría afectar la evaluación final. Durante el desarrollo del examen, queda estrictamente prohibido cualquier intento de plagio, el uso de dispositivos electrónicos o el intercambio de respuestas, siendo los docentes responsables de vigilar continuamente el cumplimiento de estas normas. Al concluir el examen, el docente recogerá las fichas ópticas, los cuadernillos de preguntas y cualquier material adicional, y los postulantes deberán abandonar el campus siguiendo las indicaciones proporcionadas por los orientadores.

2.3. Definición de términos

- Inteligencia Artificial (IA):
  Es una rama de la informática y la ingeniería que se dedica al diseño y desarrollo de sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el razonamiento, el aprendizaje, la percepción y la comprensión del lenguaje natural.

- Procesamiento de Lenguaje Natural:
  Campo de estudio enfocado en la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano, cuyo objetivo es permitir que las máquinas entiendan, interpreten y generen lenguaje de manera similar a como lo hacen las personas.

- Aprendizaje de Máquina:
  Subdisciplina de la inteligencia artificial que utiliza algoritmos estadísticos para que las computadoras aprendan de datos y mejoren su rendimiento en tareas sin programación explícita.

- Modelos:
  Representaciones matemáticas o computacionales diseñadas para aprender patrones a partir de datos y realizar tareas como clasificación, predicción o toma de decisiones.

- Aprendizaje Profundo:
  Área del aprendizaje de máquina que emplea redes neuronales artificiales con múltiples capas para modelar y extraer características de alto nivel de los datos, mejorando el reconocimiento de patrones.

- RNN (Redes Neuronales Recurrentes):
  Tipo de red neuronal para datos secuenciales, que utiliza ciclos en sus conexiones para mantener información de estados anteriores, útil en procesamiento de lenguaje natural y reconocimiento de voz.

- LSTM (Long Short-Term Memory):
  Variante de RNN con unidades de memoria y mecanismos de puertas que permite aprender dependencias a largo plazo, mitigando el problema del desvanecimiento del gradiente.

- GRU (Gated Recurrent Units):
  Tipo de RNN que simplifica la estructura de LSTM al combinar puertas, manteniendo la capacidad de manejar secuencias largas con menor complejidad computacional.

- Chatbot:
  Programa informático que utiliza técnicas de inteligencia artificial para simular y procesar conversaciones humanas, permitiendo a los usuarios interactuar con sistemas digitales a través de lenguaje natural para obtener información, asistencia o realizar tareas específicas.

- UNAM:
  Universidad Nacional de Moquegua, institución educativa enfocada en la formación académica y profesional en diversas disciplinas.

III. Metodología

3.1. Tipo y Nivel de investigación

La presente investigación se enmarca dentro del tipo de investigación aplicada, ya que tiene como objetivo utilizar los conocimientos teóricos existentes en el campo del procesamiento del lenguaje natural para abordar un problema práctico específico: la automatización de las respuestas a las consultas formuladas por los postulantes durante el proceso de admisión en la UNAM. Además, se clasifica como una investigación de nivel exploratorio, dado que busca explorar y evaluar el desempeño de modelos basados en arquitecturas RNN, LSTM y GRU para el desarrollo de un chatbot en este contexto específico donde su aplicación aún no ha sido ampliamente explorada.

3.2. Ámbito temporal y espacial

La investigación es realizada en el año 2024 con los datos recolectados en el proceso de Admisión 2024 - I y 2024 - II de la Universidad Nacional de Moquegua.

3.3. Población y muestra

3.3.1. Población

La población de la presente investigación está conformada por un total de 727 preguntas y 44 respuestas formuladas en el corpus de datos, el cual se basa en el historial de consultas y respuestas del proceso de Admisión 2024 - I y II de la Universidad Nacional de Moquegua.

3.3.2. Muestra

A partir de la población de estudio, se seleccionó una muestra representativa que comprende el 70 % de los datos, destinada al entrenamiento de los modelos basados en las arquitecturas RNN, LSTM y GRU del chatbot. La selección de la muestra se realizó mediante un muestreo aleatorio estratificado, asegurando que se mantuviera la diversidad en las consultas, la complejidad de las respuestas y la calidad de los datos. El 30 % restante se utilizó para la evaluación y validación de los modelos, garantizando así su capacidad de generalización y precisión en la interacción con los usuarios.

3.4. Instrumentos

En esta sección se describen las herramientas y recursos utilizados para llevar a cabo la investigación. Los instrumentos seleccionados aseguran la recolección, procesamiento y análisis adecuado de los datos necesarios para el desarrollo y evaluación del chatbot.

3.4.1. Fuentes de Información

Para la construcción del corpus de datos se utilizaron los siguientes documentos oficiales proporcionados por la Universidad Nacional de Moquegua:

1. **Reglamento General de Admisión 2024 - II:** Este documento contiene las normativas y procedimientos que rigen el proceso de admisión. Los artículos seleccionados para formar parte del corpus de datos fueron aquellos que proporcionaban información clave y que respondían directamente a las consultas más frecuentes de los postulantes.

2. **Prospecto de Admisión 2024 - II:** Detalles sobre las características del proceso de admisión, incluyendo fechas y requisitos.

3. **Reglamento de Protocolos de Seguridad:** Normas de seguridad que deben seguir los postulantes durante el proceso.

4. **Preguntas frecuentes de postulantes anteriores:** Inquietudes comunes que aportan contexto a las necesidades informativas de los usuarios.

3.4.2. Herramientas de Software

- Python 3.8: Lenguaje de programación principal utilizado para desarrollar los algoritmos y modelos de aprendizaje profundo. Se eligió Python por su versatilidad y amplia gama de bibliotecas especializadas en procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático.

- TensorFlow 2.x y Keras: Bibliotecas de código abierto utilizadas para construir y entrenar los modelos de redes neuronales recurrentes. TensorFlow proporciona un framework robusto para el aprendizaje profundo, mientras que Keras ofrece una API de alto nivel para la rápida experimentación con diferentes arquitecturas de redes neuronales.

- NLTK (Natural Language Toolkit): Herramienta empleada para el procesamiento del lenguaje natural, incluyendo tokenización, lematización y eliminación de stop words. NLTK fue seleccionada por su amplia gama de herramientas para el procesamiento de texto en español.

- Pandas y NumPy: Bibliotecas utilizadas para la manipulación y análisis de datos. Pandas facilita la estructuración y manipulación de datos tabulares, mientras que NumPy proporciona soporte para operaciones numéricas eficientes.

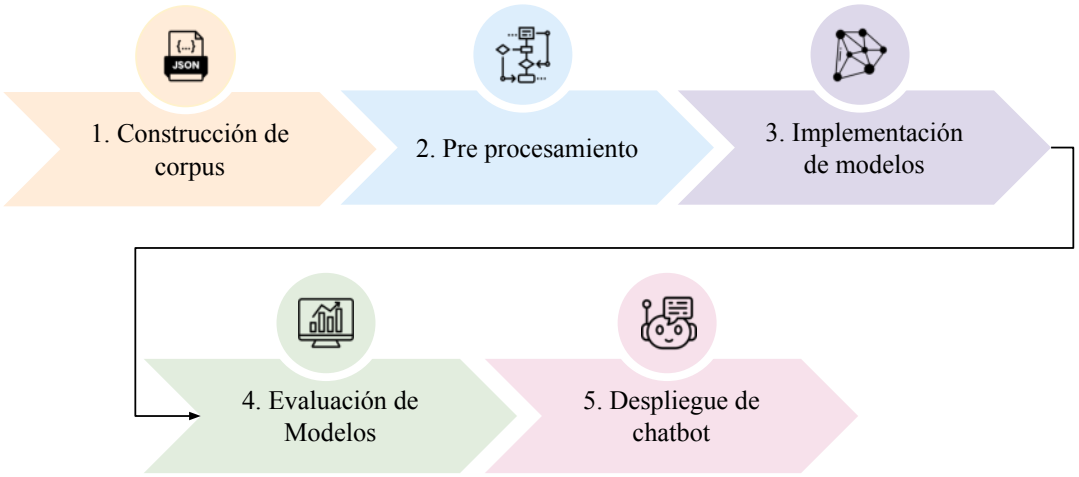
- Matplotlib y Seaborn: Bibliotecas de visualización utilizadas para generar gráficos y visualizaciones de los resultados del entrenamiento y evaluación de los modelos.

- Scikit-learn: Biblioteca utilizada para la división de datos en conjuntos de entrenamiento y validación, así como para el cálculo de métricas de evaluación.

3.5. Procedimientos

La ejecución de la investigación se organizó en cinco fases, desarrolladas de forma secuencial y siguiendo un enfoque iterativo que asegura la calidad del chatbot. En esta sección, se detalla el procedimiento implementado en cada una de las fases del proyecto. Estas fases se estructuran en función de los objetivos definidos en la metodología, la cual se presenta en la figura 3.1.

Figura 3.1: Metodología



Nota. Elaboración propia

3.5.1. Construcción de corpus

La fase de construcción del corpus para el desarrollo del chatbot fue llevada a cabo con un enfoque sistemático y riguroso, con el objetivo de proporcionar una base sólida que facilite las consultas de los postulantes.

Documentos utilizados

Se utilizaron los documentos mencionados en la sección de Instrumentos, con especial énfasis en el Reglamento General de Admisión 2024 - II. De este documento, se seleccionaron cuidadosamente los artículos más relevantes para los postulantes, excluyendo aquellos que trataban temas administrativos internos o detalles técnicos poco probables de ser consultados por los usuarios.

Tabla 3.1: Descripción de los artículos utilizados

Artículo	**Descripción**
Art. 3	Establece la periodicidad del proceso de admisión, detallando que se realiza dos veces al año conforme al calendario académico aprobado por la Comisión Organizadora.

Artículo	Descripción
Art. 9	Expone los requisitos para la adquisición del prospecto de admisión, documento que contiene información relevante sobre el proceso y es fundamental para el postulante.
Art. 10	Define que el examen de admisión en cualquiera de sus modalidades se realizará de forma presencial en las fechas designadas en el Plan de Trabajo de la UNAM.
Art. 13	Describe las modalidades de ingreso disponibles en la universidad, incluyendo examen ordinario, extraordinario y CEPREUNAM.
Art. 14	Especifica los requisitos de postulación para el examen ordinario, destinados a egresados de educación secundaria.
Art. 15	Establece los requisitos para los postulantes que acceden a la modalidad de ingreso mediante el Centro Preuniversitario (CEPREUNAM) de la UNAM.
Art. 16	Determina las fases y el número de vacantes en la modalidad de ingreso por CEPREUNAM, los cuales se publican en la web de la universidad.
Art. 17	Describe la modalidad de Examen Extraordinario, que permite a ciertos postulantes acceder a un examen especial de ingreso a la UNAM.
Art. 18	Indica los requisitos documentarios para postulantes con título profesional o grado académico que deseen postular por examen extraordinario.
Art. 19	Define los documentos requeridos para postular por la modalidad de Traslado Externo, verificando su cumplimiento mediante la plataforma virtual.
Art. 20	Describe los requisitos para el traslado interno entre programas de la UNAM, detallando la documentación y procesos internos.
Art. 21	Lista los casos en los cuales un estudiante no es elegible para realizar un traslado interno.
Art. 22	Detalla la exoneración del proceso de admisión ordinario para los postulantes con mérito en su institución educativa de procedencia.

Artículo	Descripción
Art. 23	Especifica los documentos requeridos para el ingreso por modalidad egresados de Colegios de Alto Rendimiento (COAR) en el examen extraordinario
Art. 24	Establece los requisitos para que deportistas calificados puedan postular por la modalidad extraordinaria, presentando acreditación del Instituto Peruano del Deporte (IPD).
Art. 25	Dispone la reserva de vacantes para personas con discapacidad, quienes deben presentar un certificado médico adecuado para acreditar su condición.
Art. 26	Establece los requisitos de postulación para víctimas de terrorismo, quienes deben presentar una constancia oficial del Consejo Nacional de Calificación.
Art. 27	Detalla los requisitos para postulantes del Plan Integral de Reparaciones, quienes deben acreditar su condición con documentación específica.
Art. 28	Define los requisitos de postulación bajo el Convenio Andrés Bello, dirigido a extranjeros con estudios convalidados.
Art. 29	Describe el proceso y el cronograma de inscripción para los postulantes, el cual es gestionado a través de la plataforma virtual de la universidad.
Art. 31	Establece que la inscripción de los postulantes debe ser realizada exclusivamente mediante la plataforma virtual oficial de la UNAM.
Art. 32	Indica que el postulante debe completar una preinscripción en línea y verificar la información antes de finalizar el proceso de inscripción.
Art. 33 - 34	Menciona el procedimiento de pago de derechos de inscripción para postulantes que provienen de otras ciudades.
Art. 38	Especifica que los postulantes en la modalidad de examen extraordinario serán evaluados en Razonamiento Matemático y Verbal.
Art. 39	Determina los criterios de evaluación para el examen ordinario, abarcando pruebas de aptitud académica y conocimientos generales.

Artículo	Descripción
Art. 40	Detalla el contenido y duración del examen de admisión presencial en sus diferentes modalidades.
Art. 42	Define la asignación de vacantes basada en el orden de mérito, sin exigencia de nota mínima.
Art. 43	Describe los criterios de desempate para la asignación de la última vacante en las modalidades de CEPREUNAM y examen ordinario.
Art. 44	Establece el procedimiento de desempate en la modalidad de examen extraordinario.
Art. 46	Regula la publicación de resultados en la web oficial, indicando que no hay posibilidad de apelación ni reconsideración.
Art. 49	Especifica que los postulantes condenados por ciertos delitos están impedidos de participar en el proceso de admisión.
Art. 50	Menciona las normas de conducta y vestimenta que deben seguir los postulantes el día del examen.
Art. 52	Indica que los ingresantes deben presentar en físico los documentos originales requeridos dentro de las 48 horas posteriores a la publicación de resultados.
Art. 53	Detalla los requisitos específicos que deben cumplir los certificados de estudios de los ingresantes.
Art. 54	Expone los requisitos adicionales que deben cumplir los ingresantes que ya cuentan con título profesional o grado académico.
Art. 55	Indica las causas de pérdida del derecho de ingreso, como la no presentación de documentos completos o el incumplimiento de reglamento.
Art. 57	Describe el procedimiento para solicitar la constancia de ingreso en la UNAM.
Art. 59	Establece el horario de ingreso para los postulantes el día del examen y la inhabilitación de quienes lleguen tarde.
Art. 60	Regula los protocolos de ingreso a las instalaciones y las medidas de seguridad implementadas.
Art. 61	Lista las faltas que pueden llevar a la inhabilitación del postulante en el proceso de admisión.

Artículo	Descripción
Art. 62	Detalla faltas graves que pueden derivar en sanciones penales, como suplantación de identidad y manipulación de dispositivos electrónicos durante el examen.

Tabla 3.2: Artículos no utilizados

Artículo	Descripción	Razón por la cual no se utilizó
Art. 1	Define las bases legales del proceso de admisión, incluyendo la Constitución y la Ley Universitaria.	Es un contenido normativo general que establece fundamentos legales y no responde a preguntas prácticas de los postulantes.
Art. 2	Disposiciones generales sobre el proceso de admisión en la UNAM.	Se enfoca en principios organizativos, sin información específica para el postulante.
Art. 4-8	Detalles sobre las responsabilidades del comité organizador y las autoridades del proceso de admisión.	Descripción de funciones internas del proceso administrativo, irrelevante para las consultas frecuentes de los postulantes.
Art. 11	Describe la asignación y redistribución de vacantes en las distintas modalidades de ingreso.	Contenido más técnico sobre la administración de vacantes, con bajo impacto en las consultas frecuentes de los postulantes.
Art. 12	Proceso de validación y publicación de los resultados de admisión.	Procedimiento interno de la universidad para la comunicación de resultados, sin relevancia directa para las preguntas de los postulantes.
Art. 30	Especifica las sedes donde se llevará a cabo el examen de admisión.	Información específica sobre ubicación que no es consultada frecuentemente en el contexto del chatbot.
Art. 35	Proceso de confirmación y validación de inscripción para los postulantes.	Detalle operativo de confirmación que es de interés limitado para la consulta general del postulante.
Art. 37	Restricción de postulación en el proceso de admisión vigente para postulantes que ya alcanzaron una vacante.	Especificación administrativa para la organización interna del proceso, con relevancia limitada para el usuario.

Artículo	Descripción	Razón por la cual no se utilizó
Art. 45	Redistribución de vacantes no cubiertas en modalidad ordinaria y extraordinaria.	Proceso interno administrativo que no afecta las consultas generales de los postulantes.
Art. 47	Declara que la participación en el proceso implica aceptación del reglamento de admisión.	Especificación normativa sin impacto en las preguntas operativas o de consulta del usuario.
Art. 48	Define que la responsabilidad sobre la veracidad de los datos es exclusiva del postulante.	Provisión legal que no genera consultas frecuentes en el contexto de atención a postulantes.
Art. 51	Información sobre que el postulante registrará formatos específicos para identificación el día de examen	Procedimiento de verificación de identidad aplicable solo el día del examen, sin consultas frecuentes en la etapa previa.
Art. 56	Información de solicitud de una ampliación de plazo de hasta 24 horas para la presentación de documentos.	Disposición especial que puede generar consultas ocasionales sobre el procedimiento de extensión de plazo.
Art. 58	Dispone la revisión de los expedientes de los ingresantes por la Dirección de Admisión.	Detalle administrativo posterior al proceso de ingreso, irrelevante para el proceso de admisión inicial.
Art. 58	Dispone la revisión de los expedientes de los ingresantes por la Dirección de Admisión.	Detalle administrativo posterior al proceso de ingreso, irrelevante para el proceso de admisión inicial.
Art. 63	Describe sanciones administrativas para faltas graves durante el proceso.	Instrucción normativa interna para la universidad, sin relevancia directa en el proceso de consulta del postulante.

Definición de intenciones

En esta etapa, se identificaron un total de 41 intenciones principales, cada una representando una categoría específica de consulta relacionada con el proceso de admisión. Estas intenciones fueron organizadas bajo etiquetas específicas que facilitan la interacción con el chatbot. Ejemplos de intenciones incluyen ”fechas de ingreso, modalidades, etc.”

Recolección de Patrones

Para cada intención identificada, se llevó a cabo la recolección de múltiples patrones de preguntas. En total, el corpus abarca 727 patrones distribuidos entre todas las intenciones. Este enfoque permite reflejar la diversidad de formulaciones que los usuarios podrían emplear, garantizando que el chatbot tenga la capacidad de entender y responder a consultas formuladas de diferentes maneras.

Generación de Respuestas

Las respuestas asignadas a cada conjunto de patrones fueron desarrolladas con base en el Reglamento General de Admisión 2024 - II. Sin embargo, para mejorar la interacción con el usuario, estas respuestas fueron adaptadas con el fin de que el chatbot pueda interactuar de manera más amigable y accesible. Esto incluye el uso de un lenguaje claro y cortés, lo que no solo mejora la interacción con el usuario, sino que también fomenta una experiencia más natural y agradable.

Estructuración del Corpus

El corpus fue estructurado en formato JSON, facilitando su integración en el sistema del chatbot. Esta estructura permite que cada intención contenga sus respectivos patrones y respuestas, asegurando que la información se presente de manera coherente y organizada. A continuación, se muestra un ejemplo de esta estructura:

Listing III.1: Ejemplo De formato JSON

```
{"tag": "fechas de admision",
    "patterns": [
    "Cuando sera el examen ordinario?",
    "En que fecha sera el examen de admision?",
    "Cuando se realizara el examen extraordinario?"
    ],
    "responses": [
    "Para el proceso de admision 2024-II: El examen de
       admision extraordinario es el 04 de Agosto. El examen
       de admision ordinario (sede Moquegua e Ilo) es el 18
       de Agosto."
    ]
}
```

Donde:

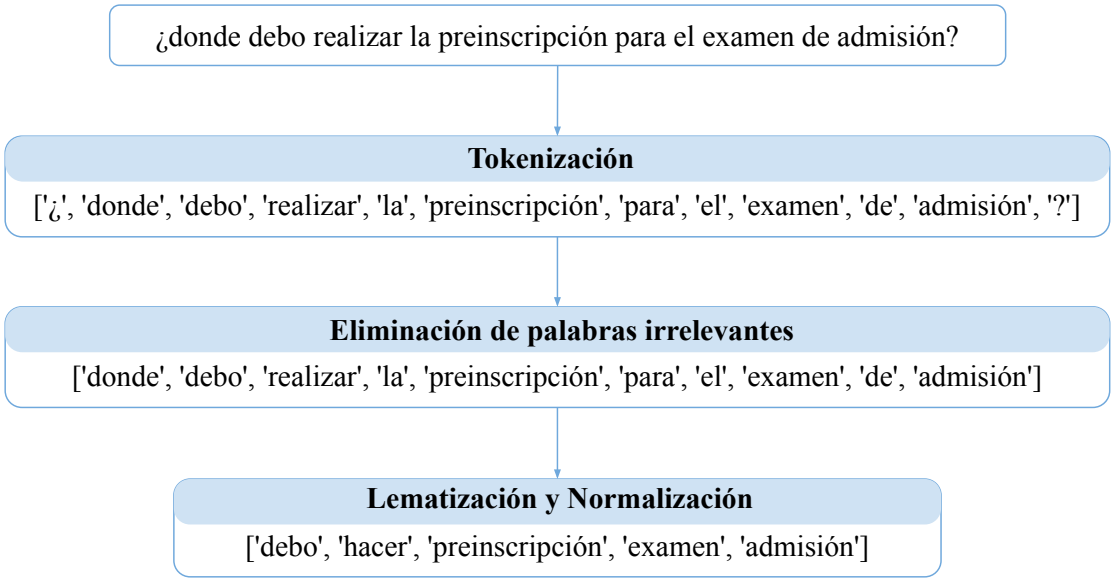
- **"tag"** : Representa la etiqueta o identificador único de la clase.
- **"patterns"** : Lista de patrones o preguntas relacionadas al proceso de admisión.
- **responses"** : Lista de respuestas que el chatbot proporcionará a los postulantes basadas en el reglamento de admisión.

3.5.2. Pre-procesamiento

En esta fase del proyecto, se llevaron a cabo técnicas de preprocesamiento de texto orientadas a optimizar el conjunto de datos y reducir su dimensionalidad, facilitando así el análisis posterior mediante modelos de aprendizaje automático. Las técnicas aplicadas fueron las siguientes:

- **Tokenización**: Se utilizó la función `Word tokenize()` de la biblioteca NLTK (Natural Language Toolkit) para descomponer cada oración en una secuencia de palabras o tokens. Este proceso permitió segmentar el texto en unidades lingüísticas mínimas, conservando la estructura gramatical y semántica del corpus original.
- **Lematización**: Para reducir las palabras a su forma base o lema, se implementó la herramienta `WordNetLemmatizer()`. Este proceso unificó términos con el mismo significado pero en diferentes formas gramaticales, logrando una reducción de la variabilidad del vocabulario y, en consecuencia, de la dimensionalidad del conjunto de datos. La lematización facilita una representación más eficiente del texto, mejorando la capacidad de generalización del modelo.
- **Normalización**: Todos los términos fueron convertidos a minúsculas para asegurar la uniformidad del texto. Esta técnica de normalización evita duplicidades al tratar palabras como Çasaz çasaçomo términos equivalentes, lo que ayuda a simplificar el análisis.
- **Eliminación de palabras irrelevantes y duplicados**: Se definió un conjunto de palabras irrelevantes, compuesto principalmente por signos de puntuación y otras expresiones sin valor semántico para el análisis. La eliminación de estos elementos permitió depurar el conjunto de datos, focalizando el análisis en términos relevantes. Asimismo, mediante la función `set()`, se eliminó la duplicidad de palabras en el vocabulario, optimizando así la representación del corpus.

Figura 3.2: Ejemplo de Preprocesamiento



- **Bag of Words (BoW)**: Para vectorizar los patrones textuales, se implementó el modelo de *Bag of Words*. Inicialmente, se construyó un vocabulario único a partir de todas las palabras en el conjunto de datos de entrada. Posteriormente, cada patrón textual fue representado como un vector binario, en el cual cada posición indica la presencia o ausencia de una palabra del vocabulario en el patrón correspondiente. Esta representación estructurada permitió transformar el texto en una forma numérica manejable por los modelos de aprendizaje automático.

3.5.3. Implementación de modelos

En esta sección se detalla el proceso de implementación de los modelos LSTM, GRU y SimpleRNN utilizados para el desarrollo del prototipo del chatbot. Cada modelo se ha diseñado para abordar tareas de clasificación multiclase mediante procesamiento secuencial de datos.

Arquitecturas de los modelos

Cada uno de los modelos se diseñó utilizando una arquitectura compuesta por capas recurrentes, capas de Dropout y una capa de salida con activación softmax.

- RNN: Se desarrolló utilizando una estructura básica de redes neuronales recurrentes, comenzando con una capa SimpleRNN de 128 unidades. Esta capa recibe la entrada

en forma de secuencias de características con la forma (samples, time steps, features), permitiendo que la información temporal fluya a lo largo de la secuencia. Para mitigar el riesgo de sobreajuste, se incluye una capa de Dropout con una tasa del 50 %. La segunda capa SimpleRNN, con 64 unidades, procesa la información resultante y captura patrones más abstractos. Finalmente, una capa densa con función de activación softmax genera las probabilidades de clasificación para cada clase. Si bien este modelo es el más simple de los tres, proporciona una línea base útil para la comparación con arquitecturas más complejas.

Figura 3.3: Arquitectura del modelo SimpleRNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
simple_rnn (SimpleRNN)	(None, 1, 128)	22,912
dropout_4 (Dropout)	(None, 1, 128)	0
simple_rnn_1 (SimpleRNN)	(None, 64)	12,352
dropout_5 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 10)	650

Parámetros totales: 35,914 (140.29 KB)
Parámetros entrenables: 35,914 (140.29 KB)
Parámetros no entrenables: 0 (0.00 B)

- LSTM: La arquitectura LSTM fue implementada para superar las limitaciones de la RNN simple, particularmente el problema del desvanecimiento del gradiente. La primera capa LSTM contiene 128 unidades con el parámetro `return_sequences` establecido en `True`, lo que permite que la información fluya a través de múltiples pasos de tiempo. Esta capa utiliza compuertas de entrada, olvido y salida para controlar el flujo de información, permitiendo que el modelo mantenga información relevante durante secuencias más largas. Después de una capa de Dropout del 50 %, se implementó una segunda capa LSTM de 64 unidades que procesa la secuencia completa y genera una única salida por secuencia. La arquitectura se completa con una capa densa final que utiliza activación softmax para la clasificación multiclase. Esta configuración permite que el modelo capture dependencias a largo plazo en los patrones de conversación.

  Parámetros totales: 141,706 (553.54 KB)
  Parámetros entrenables: 141,706 (553.54 KB)
  Parámetros no entrenables: 0 (0.00 B)

- GRU: La arquitectura GRU se desarrolló como una alternativa más eficiente a LSTM, manteniendo un rendimiento comparable pero con menor complejidad compu-

Figura 3.4: Arquitectura del modelo LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 1, 128)	91,648
dropout (Dropout)	(None, 1, 128)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 64)	49,408
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 10)	650

tacional. La primera capa GRU se implementó con 128 unidades y `return_sequences = True`, utilizando compuertas de actualización y reinicio para controlar el flujo de información. Esta capa se complementa con un Dropout del 50 % para regularización. La segunda capa GRU de 64 unidades procesa la información secuencial y genera una representación final de la secuencia. Al igual que en las arquitecturas anteriores, una capa densa con activación softmax realiza la clasificación final. La principal ventaja de esta arquitectura es su capacidad para capturar dependencias temporales significativas con un menor número de parámetros que LSTM.

Figura 3.5: Arquitectura del modelo GRU

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru (GRU)	(None, 1, 128)	69,120
dropout_2 (Dropout)	(None, 1, 128)	0
gru_1 (GRU)	(None, 64)	37,248
dropout_3 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 10)	650

Parámetros totales: 107,018 (418.04 KB)
Parámetros entrenables: 107,018 (418.04 KB)
Parámetros no entrenables: 0 (0.00 B)

Configuración de Entrenamiento y Optimización

El proceso de entrenamiento de los modelos se realizó utilizando un conjunto de datos dividido en un 70 % para entrenamiento y un 30 % para validación, siguiendo las mejores prácticas de entrenamiento supervisado. Se estableció la siguiente configuración específica presentada en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3: Configuración de Entrenamiento

Hiperparámetros	**Valor**
Optimizador	Adam
Función de Pérdida	Entropía cruzada categórica
Número de Épocas	80
Tamaño de Lote	16

Finalmente, los pesos y arquitecturas de los modelos se almacenaron en formato HDF5 para su reutilización en fases posteriores y en el despliegue del prototipo. Los archivos generados incluyen las representaciones del vocabulario y las clases necesarias para el procesamiento de nuevas entradas.

- `model_simplernn.save('tesis_model_rnn.h5')`
- `model_lstm.save('tesis_model_lstm.h5')`
- `model_gru.save('tesis_model_gru.h5')`
- `pickle.dump(words, open('words_tesis.pkl', 'wb'))`
- `pickle.dump(classes, open('classes_tesis.pkl', 'wb'))`

3.5.4. Evaluación de Modelos

Para evaluar el desempeño de los modelos, se utilizaron las siguientes métricas:

- **Exactitud (A)**: Representa la proporción de instancias correctamente clasificadas en relación con el total de instancias:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{III.1}$$

- **Precisión (P)**: Indica la proporción de verdaderos positivos sobre el total de instancias clasificadas como positivas:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{III.2}$$

- **Recall (R)**: También denominado sensibilidad o TPR (True Positive Rate), indica cuántas instancias realmente positivas fueron correctamente clasificadas como tales:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{III.3}$$

- **F1-Score (F1)**: Calcula la media armónica entre precisión y recall, proporcionando una medida balanceada del rendimiento de clasificación:

$$F_1 = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \tag{III.4}$$

Las ecuaciones III.1, III.2, III.3, III.4 se han utilizado para definir estas métricas en su orden respectivo. Las mediciones para estas métricas incluyen Verdadero Positivo (TP), Verdadero Negativo (TN), Falso Positivo (FP) y Falso Negativo (FN).

3.5.5. Despliegue de prototipo

Para desplegar el prototipo del chatbot en un entorno de aplicación web, se utilizó el framework Flask en un entorno controlado. El proceso de despliegue incluyó los siguientes pasos:

1. **Configuración del Entorno Virtual**: Para garantizar la compatibilidad de las bibliotecas necesarias, se creó un entorno virtual usando `venv`, lo que permite una instalación aislada de dependencias específicas del proyecto.

2. **Desarrollo de la Interfaz con Flask**: Se implementó una API RESTful con Flask para interactuar con el modelo LSTM. La API incluye las siguientes rutas:

   - **Ruta principal (/")**: Muestra la página de inicio, donde el usuario puede interactuar con el chatbot.
   - **Ruta de chatbot (/chatbot")**: Accesible mediante el método `POST`, esta ruta recibe el mensaje del usuario, lo preprocesa, predice la intención utilizando el modelo LSTM y devuelve la respuesta en formato JSON.

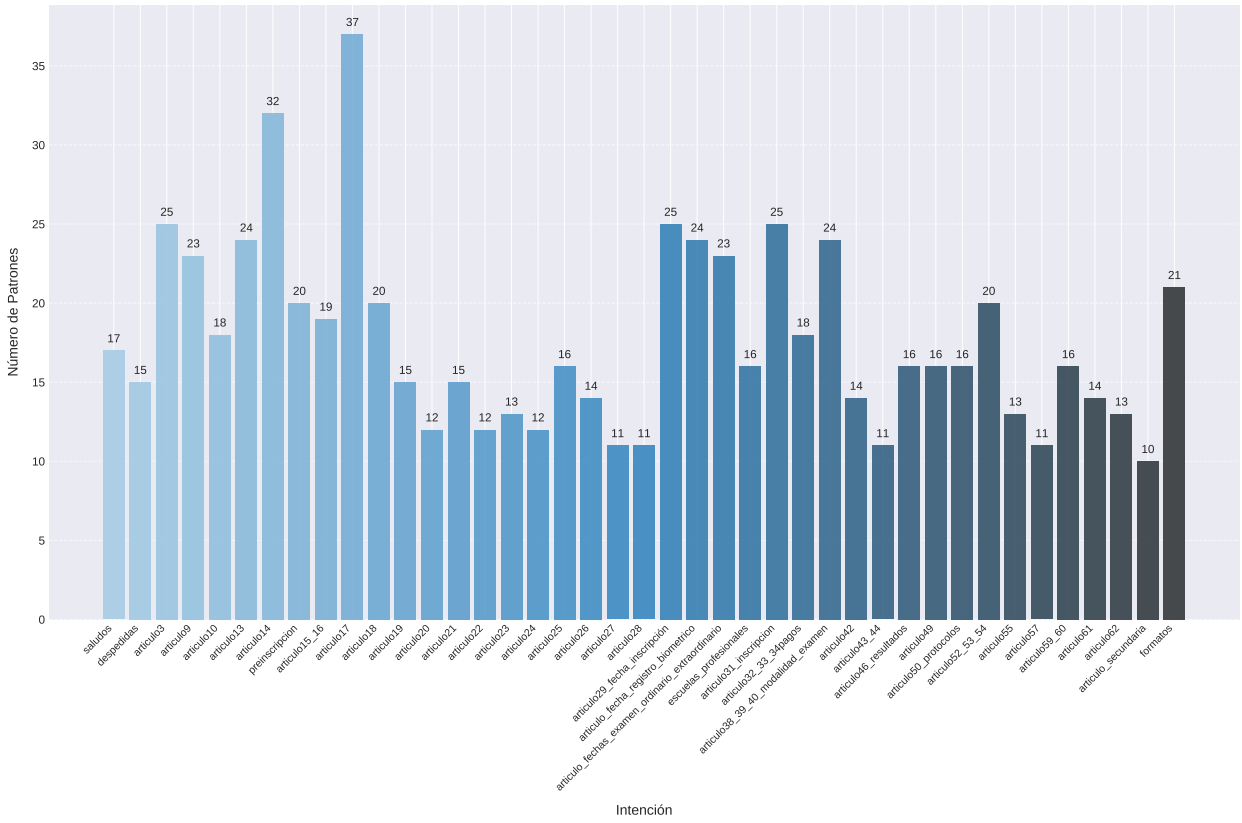
3. **Manejo de Mensajes y Respuestas**: Para cada mensaje recibido, la entrada del usuario se convierte en una representación *bag of words*, adecuada para el modelo LSTM. El modelo predice la intención del mensaje, y el sistema selecciona la respuesta adecuada en función de la intención identificada.

3.6. Análisis de datos

La Fiug. 3.6 revela una mayor variabilidad en la cantidad de patrones asociados a cada intención. Algunas intenciones, como las relativas a artículos específicos del reglamento de admisión (por ejemplo, el Artículo 29 sobre fechas de inscripción, y el Artículo 15), cuentan con un número significativo de patrones, llegando hasta 37 variaciones en un solo caso. Esta diversidad sugiere que los usuarios formulan preguntas relacionadas con temas clave del proceso de admisión de múltiples maneras. La inclusión de numerosos patrones para ciertas intenciones permite que el chatbot tenga una mayor capacidad de reconocimiento y comprensión de las distintas formulaciones de una misma consulta.

La mayor variabilidad observada en la cantidad de patrones asociados a cada intención indica que los usuarios expresan sus inquietudes sobre el proceso de admisión de formas muy diversas. Algunas intenciones, como las relacionadas con artículos específicos del reglamento, generan hasta 37 variaciones de patrón diferentes. Esto demuestra la necesidad de captar una amplia gama de formulaciones para poder reconocer y comprender adecuadamente las distintas maneras en que los usuarios plantean sus preguntas sobre temas clave del proceso de admisión.

Figura 3.6: Distribución de Patrones por Intención

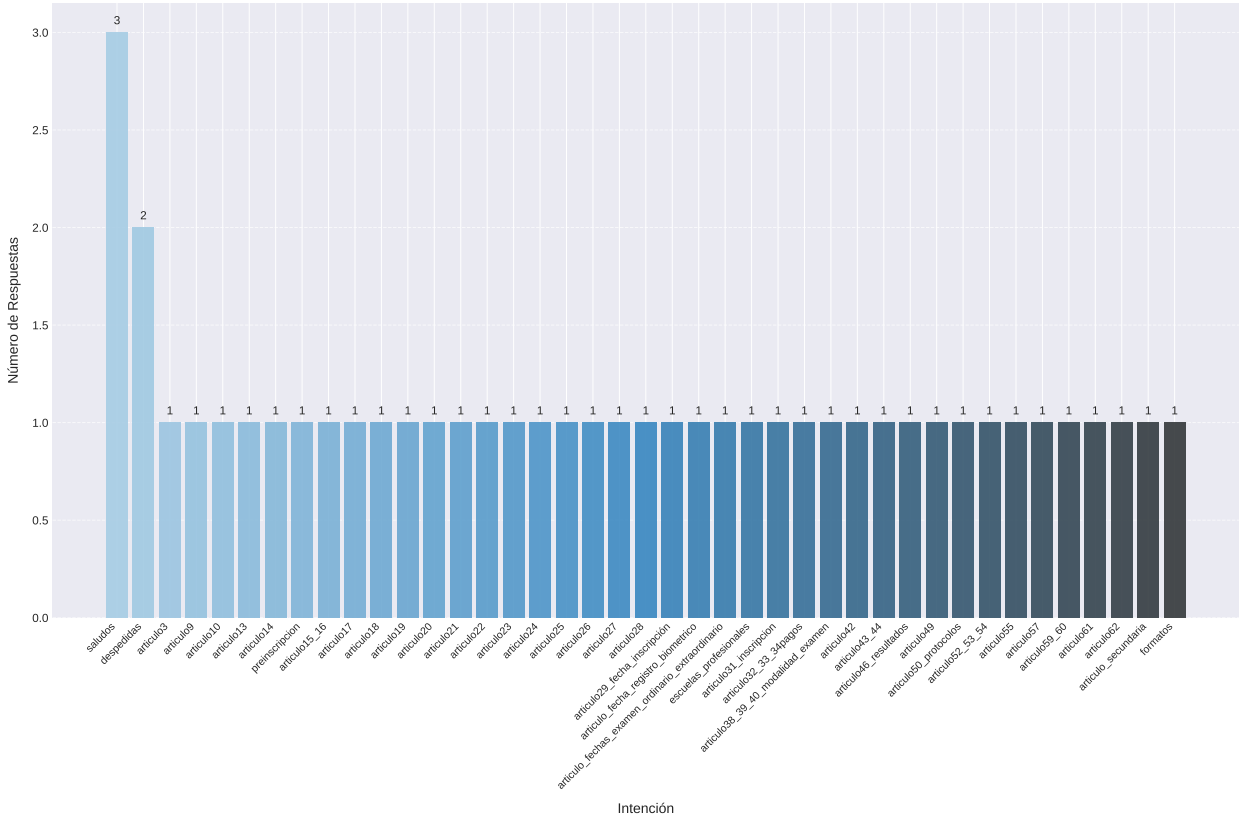


La Fig. 3.7 muestra la cantidad de respuestas asociadas a cada intención del corpus. A diferencia del gráfico de patrones, la mayoría de las intenciones cuentan con sólo 1 respuesta asociada, con algunas excepciones puntuales como ”saludosçon 3 respuestas y otras intenciones con 2 respuestas.

Esta uniformidad en el número de respuestas por intención es una característica clave para el diseño del chatbot. Refleja un enfoque orientado a proporcionar respuestas concisas y directas a consultas específicas sobre temas normativos y administrativos del proceso de admisión, sin requerir una diversificación de respuestas para cada consulta.

La consistencia en el número de respuestas por intención indica que cada una cubre una necesidad de información específica, sin gran variabilidad en las respuestas asociadas. Esto facilita que el chatbot ofrezca respuestas precisas y centradas, lo cual es fundamental para una atención eficiente de las consultas de los postulantes.

Figura 3.7: Distribución de Respuestas por Intención



En conjunto, ambos análisis reflejan una estructura de datos pensada para ofrecer una cobertura amplia de las posibles consultas de los usuarios, especialmente en lo relativo a normativas y procedimientos.

IV. Resultados y Discusión

Este capítulo presenta los resultados obtenidos en los experimentos realizados a lo largo de la investigación, proporcionando una interpretación detallada de los hallazgos y su relevancia en el contexto del estudio.

4.1. Resultados

4.1.1. Construcción de corpus

Los resultados de la fase de construcción del corpus evidenciaron la obtención de un conjunto de datos sólido y estructurado, diseñado específicamente para responder a las consultas frecuentes de los postulantes al proceso de admisión en la Universidad Nacional de Moquegua. Se logró organizar el corpus en **41 intenciones**, las cuales representaron las principales categorías de consulta de los postulantes. La recolección de datos resultó en **727 patrones de preguntas** distribuidos entre todas las intenciones, abarcando la diversidad de formulaciones que los usuarios podrían emplear al realizar sus consultas. Los datos fueron estructurados en **formato JSON**, lo cual facilitó su integración en el sistema del chatbot y garantizó que la información estuviera organizada y disponible para consultas rápidas, permitiendo además que el sistema fuera escalable para futuras actualizaciones conforme evolucionaran las necesidades del proceso de admisión.

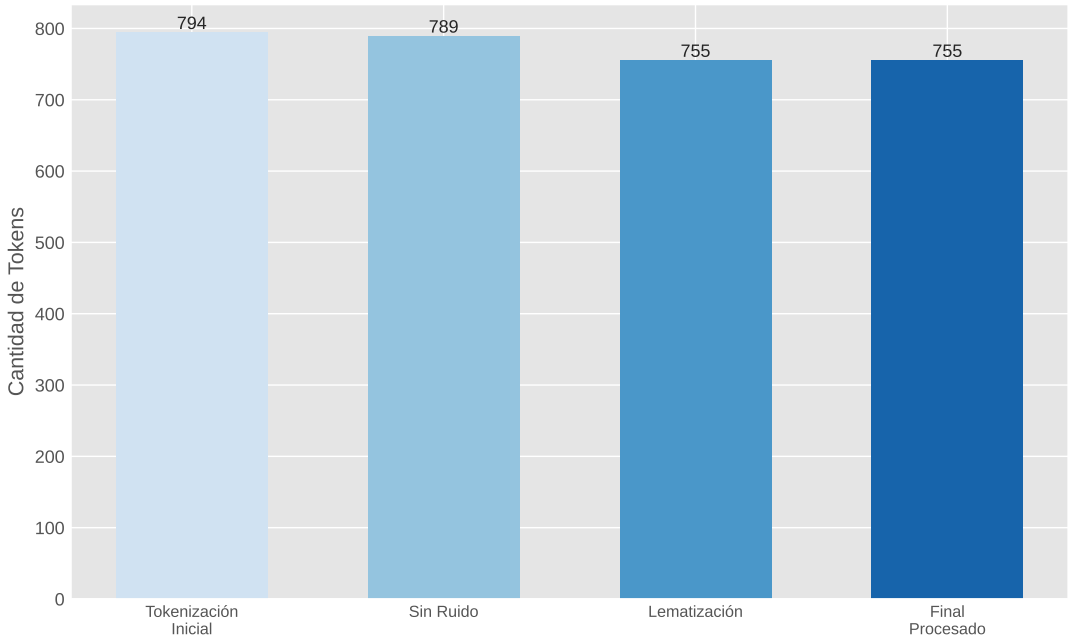
4.1.2. Preprocesamiento

El proceso de preprocesamiento aplicado al conjunto de datos textuales resultó en una reducción sustancial del número de tokens, optimizando así el vocabulario para el análisis posterior. Cada etapa del preprocesamiento, desde la tokenización inicial hasta la lematización final, mostró una disminución progresiva en la cantidad de tokens, lo que indicó una limpieza eficaz del conjunto de datos.

- **Tokenización Inicial**: Al iniciar el proceso de tokenización, se contabilizó un total de 794 tokens, que representaban el conjunto completo de palabras y caracteres presentes en el texto original, incluyendo variaciones gramaticales y elementos no relevantes.
- **Eliminación de Palabras de Ruido**: Tras aplicar la técnica de eliminación de ruido, que excluía signos de puntuación y otros caracteres sin valor semántico, la cantidad de tokens se redujo a 789. Esta disminución reflejó la efectividad de esta técnica para depurar el conjunto de datos, eliminando elementos no informativos.
- **Lematización**: La aplicación de la lematización, que unificaba palabras a su forma base, logró una reducción adicional en la cantidad de tokens, manteniéndose en 755. Esta técnica permitió simplificar el vocabulario al agrupar variaciones gramaticales bajo un mismo token, optimizando la representación del texto.
- **Conjunto de Tokens Finales**: Al finalizar todas las etapas de preprocesamiento, el conjunto de tokens se mantuvo en 755, representando un vocabulario optimizado. Este conjunto final de tokens reflejó una depuración completa del texto, eliminando redundancias y concentrándose en términos relevantes.

La Fig. 4.1 muestra una disminución progresiva en la cantidad de tokens a medida que se aplicaron diferentes técnicas de preprocesamiento.

Figura 4.1: Comparación de la cantidad de tokens en cada etapa de preprocesamiento



4.1.3. Implementación de modelos

La Tabla 4.1 presenta un resumen de los resultados obtenidos para cada métrica de evaluación en los diferentes modelos implementados, así como el tiempo de entrenamiento registrado para cada uno de ellos.

Tabla 4.1: Resultados de las métricas de evaluación

Modelo	**Exactitud**	**Precisión**	**Recall**	**F1-Score**
SimpleRNN	0.8493	0.8765	0.8493	0.8493
LSTM	**0.9041**	**0.9126**	**0.9041**	**0.8987**
GRU	0.8493	0.8698	0.8493	0.8494

Como se observa, el modelo LSTM alcanzó el mejor rendimiento en todas las métricas evaluadas, logrando una **exactitud de 90.41 %**, una **precisión de 91.26 %** y un **F1-Score de 89.87 %**. Estos resultados indican que el modelo LSTM es el más adecuado para manejar la naturaleza secuencial y la complejidad de las consultas realizadas por los postulantes, en comparación con los modelos SimpleRNN y GRU, que mostraron un rendimiento ligeramente inferior en precisión y sensibilidad. Esto sugiere que el modelo LSTM maneja de manera más efectiva las interdependencias temporales presentes en las secuencias de texto, lo cual es fundamental para un análisis profundo en aplicaciones de procesamiento de lenguaje natural.

Tabla 4.2: Tiempo de entrenamiento de cada modelo

Modelo	**T. de Entrenamiento (s)**
SimpleRNN	15.76
LSTM	22.11
GRU	21.29

Además, el tiempo de entrenamiento muestra que el modelo SimpleRNN es el más rápido en entrenar (15.76 segundos), mientras que el modelo LSTM requirió el mayor tiempo de entrenamiento (22.11 segundos), debido a su arquitectura más compleja. Sin embargo, el tiempo adicional de entrenamiento del LSTM se justifica por su desempeño superior en todas las métricas de evaluación, reafirmando su idoneidad para la tarea en cuestión.

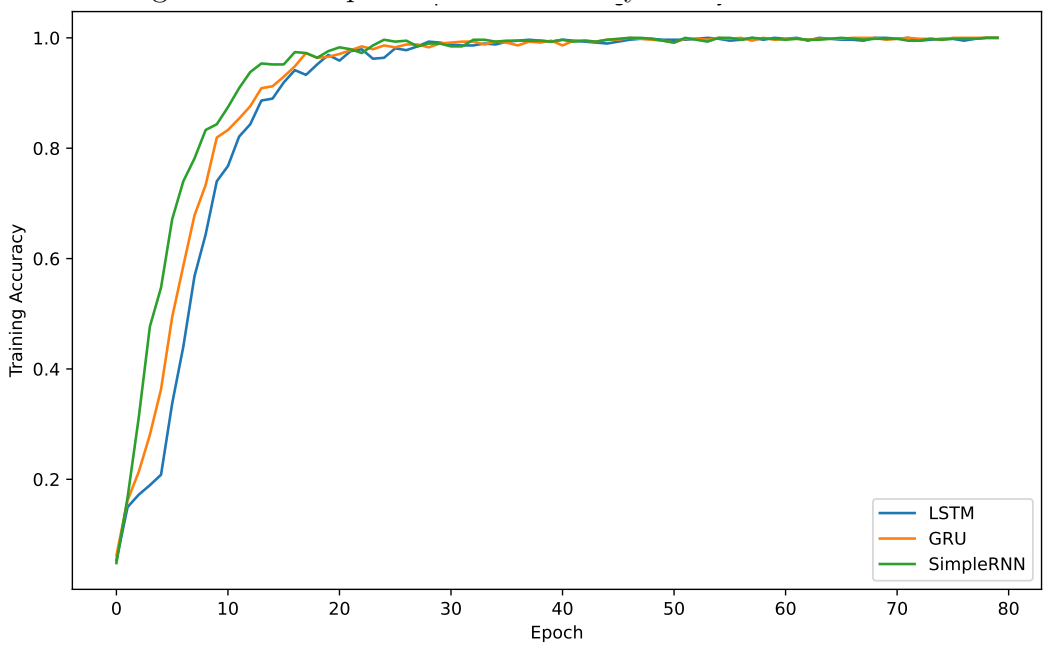
4.1.4. Evaluación de modelos

Para una mejor comprensión del rendimiento de los modelos, se generaron curvas de aprendizaje que muestran la precisión (Accuracy) y el error de pérdida (Loss) tanto en el entrenamiento como en la validación.

Precisión de Entrenamiento

En la curva de precisión de entrenamiento (Training Accuracy), el modelo LSTM alcanza la mayor precisión, aproximándose a 1.0, lo que sugiere que se adapta mejor a los datos de entrenamiento en comparación con GRU y SimpleRNN.

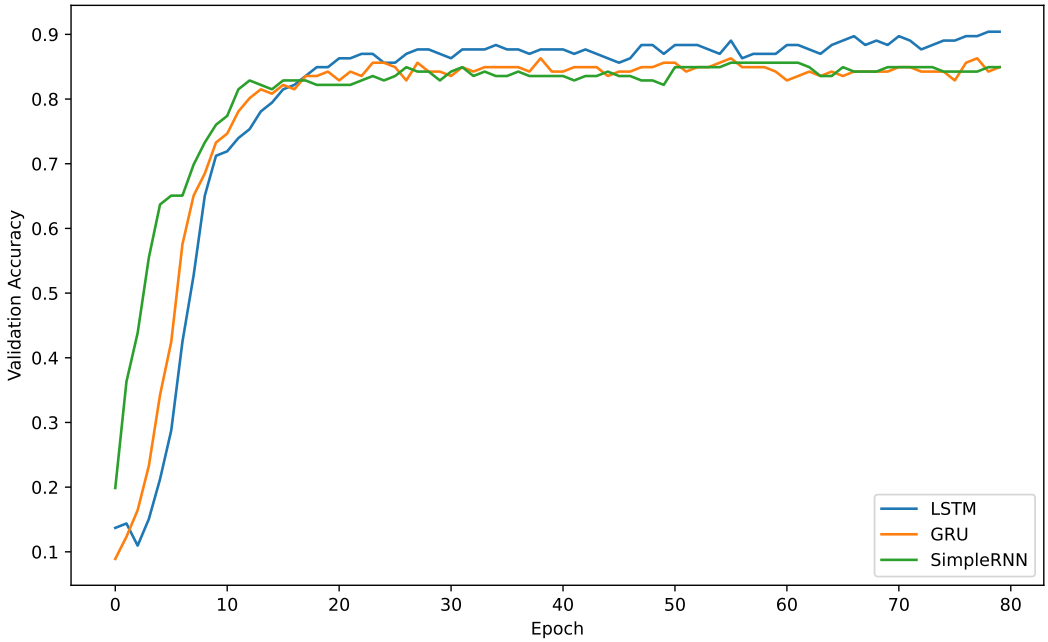
Figura 4.2: Comparación de Accuracy en el Entrenamiento



Precisión de Validación

La curva de precisión de validación (Validation Accuracy) muestra que el modelo LSTM obtiene la mayor precisión, estabilizándose a un nivel más alto que GRU y SimpleRNN. Esto indica que LSTM no solo se ajusta bien a los datos de entrenamiento, sino que también generaliza mejor en los datos de validación.

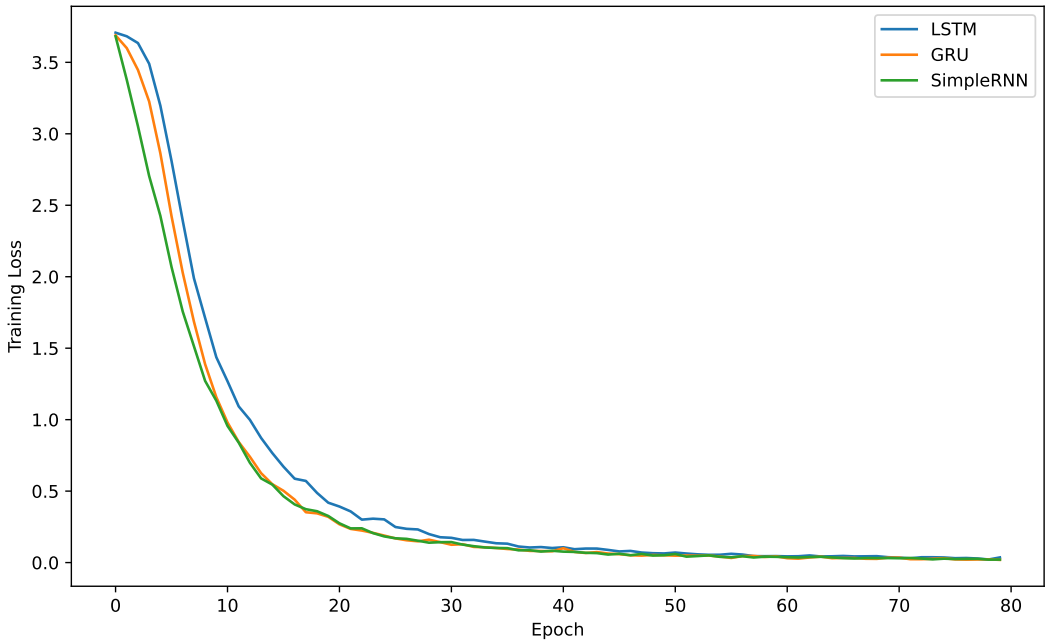
Figura 4.3: Comparación de Accuracy en la Validación



Pérdida de Entrenamiento

La curva de pérdida de entrenamiento (Training Loss) muestra una disminución constante en todos los modelos a medida que avanzan las épocas, indicando que cada modelo está aprendiendo y ajustándose a los datos de entrenamiento. El modelo LSTM presenta una pérdida que disminuye de manera más estable y baja en comparación con los modelos GRU y SimpleRNN, lo cual sugiere un mejor ajuste y capacidad para manejar la secuencia de datos compleja.

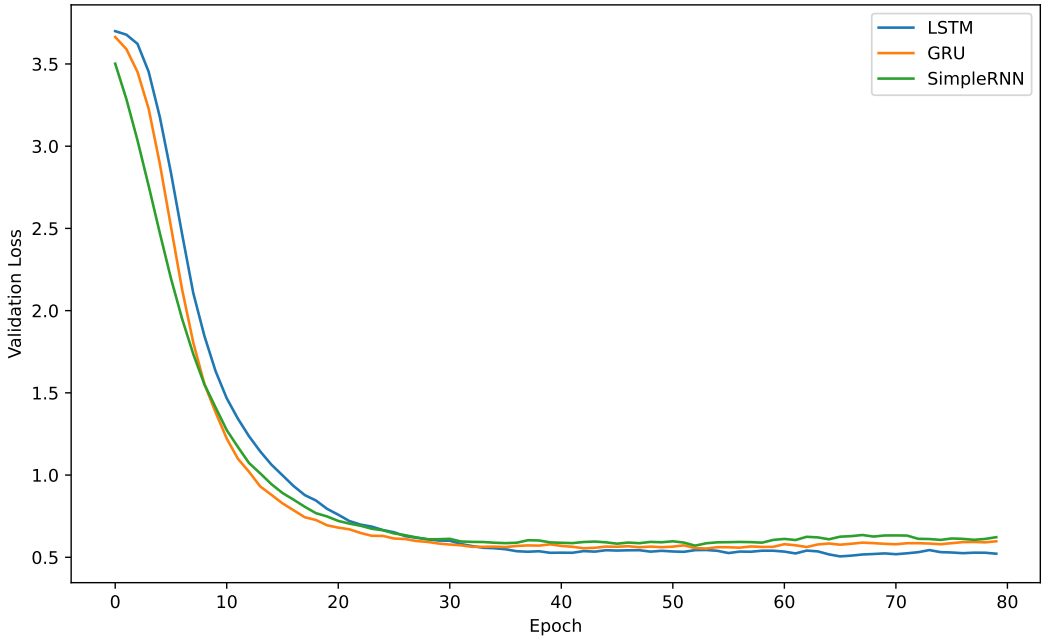
Figura 4.4: Comparación de Error en el Entrenamiento



Pérdida de Validación

En la curva de pérdida de validación (Validation Loss), se observa que el modelo LSTM mantiene una pérdida más baja y estable en comparación con GRU y SimpleRNN, lo cual indica que generaliza mejor en los datos de validación.

Figura 4.5: Comparación de Error en la Validación



4.1.5. Despliegue de chatbot

Se evaluó el rendimiento del chatbot en un entorno de prueba, considerando la eficiencia en el tiempo de respuesta como un indicador clave. El chatbot, implementado en un entorno Flask y utilizando un modelo LSTM previamente entrenado, demostró una capacidad de respuesta adecuada para aplicaciones en tiempo real.

Durante la interacción con el chatbot, se realizó una serie de pruebas que involucraron diferentes consultas de usuario. En cada caso, se midió el tiempo de respuesta desde el momento en que se recibe la consulta hasta que se genera y envía la respuesta al usuario. El tiempo de respuesta promedio obtenido fue de **155.37 ms**. Este valor sugiere que el prototipo es lo suficientemente rápido para brindar una experiencia de usuario fluida y sin retrasos perceptibles, adecuada para una aplicación de asistencia conversacional en tiempo real.

Este rendimiento se considera satisfactorio para el contexto de la aplicación, ya que se mantiene dentro de los tiempos de respuesta ideales para chatbots de interacción en línea. La baja latencia en la generación de respuestas refleja la optimización tanto del modelo LSTM como del flujo de datos en el servidor, demostrando la efectividad del diseño implementado en el prototipo de chatbot.

Figura 4.6: Iteración 01 del Chatbot

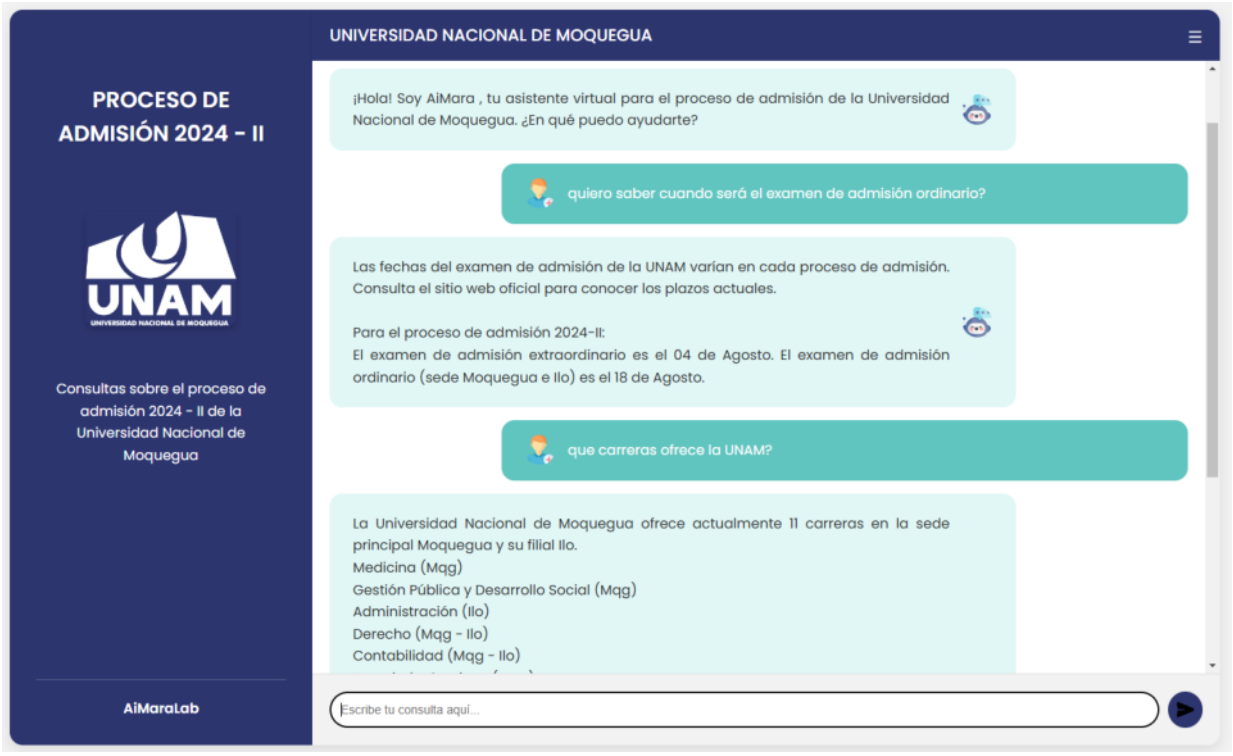
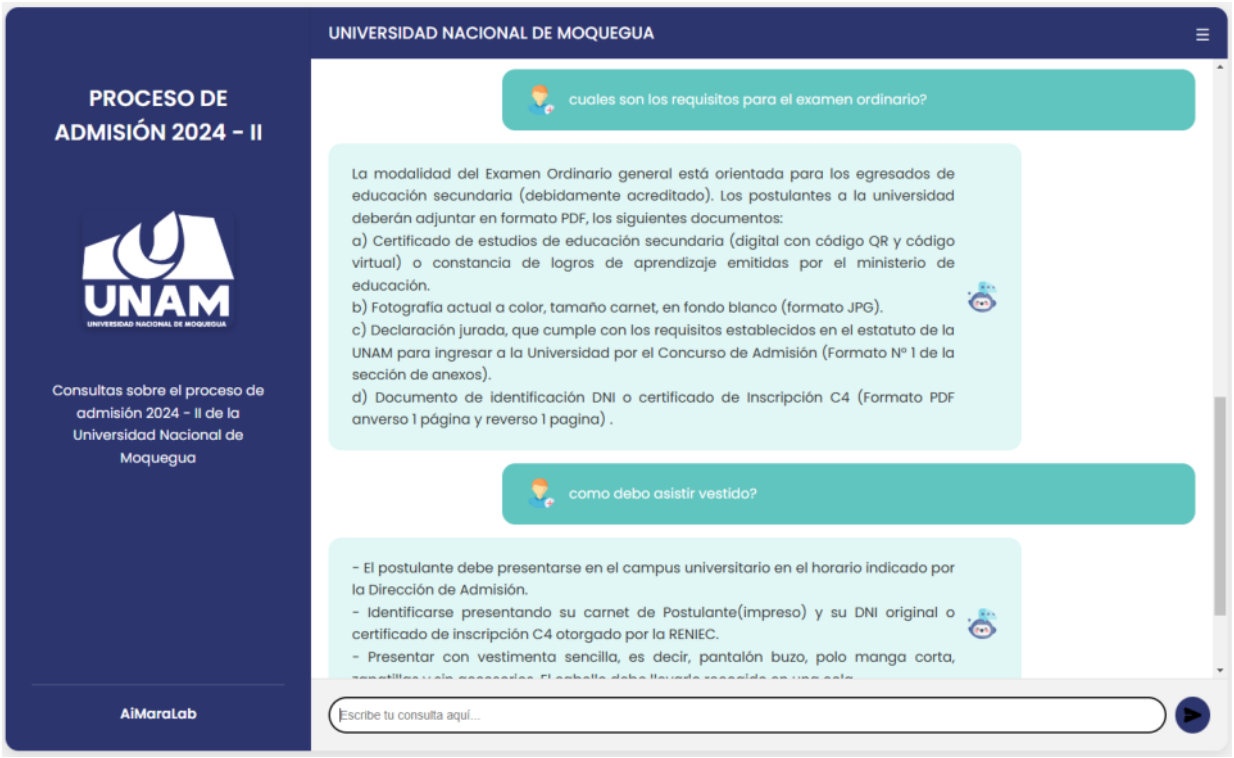


Figura 4.7: Iteración 02 del Chatbot



4.2. Discusión

Los resultados obtenidos en la Tabla 4.1 indican que el modelo LSTM superó en rendimiento a los modelos RNN y GRU en todas las métricas evaluadas, con una precisión de 91.26 % y un F1-Score de 89.87 %. Estos resultados reflejan la capacidad superior del LSTM para capturar dependencias de largo plazo y gestionar de manera efectiva la complejidad de las secuencias textuales, lo cual está en línea con estudios previos que destacan el desempeño de los modelos LSTM en tareas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) (Hochreiter y Schmidhuber, 1997).

La ventaja del LSTM sobre el RNN convencional se debe en gran medida a su estructura de puertas de entrada, salida y olvido, que permiten controlar el flujo de información relevante en cada paso de tiempo. Esto le permite al LSTM mitigar el problema de desvanecimiento de gradiente característico de los RNN simples, lo cual afecta su capacidad para capturar dependencias a largo plazo en secuencias textuales complejas (Bengio, Simard, y Frasconi, 1994). Estudios corroboran que los modelos LSTM son especialmente efectivos en tareas de clasificación de texto y análisis de sentimientos, donde se requiere una comprensión profunda del contexto en series de texto más largas (Graves, Mohamed, y Hinton, 2013).

Por otro lado, aunque el modelo GRU alcanzó un rendimiento cercano al LSTM (con una precisión de 86.98 % y un F1-Score de 84.94 %), sigue mostrando una ligera desventaja en métricas clave como la precisión y el F1-Score. El GRU, si bien comparte una estructura similar al LSTM, emplea un diseño más simplificado que elimina la puerta de olvido. Esta simplificación puede afectar su capacidad de retener información útil en secuencias extensas, aunque algunos estudios señalan que el GRU puede ser preferible en aplicaciones en las que la eficiencia computacional es crítica y los recursos son limitados (Cho y cols., 2014).

El desempeño inferior del RNN convencional (precisión de 87.65 % y F1-Score de 84.93 %) se alinea con investigaciones que resaltan sus limitaciones en comparación con LSTM y GRU, particularmente en tareas de secuencia a secuencia que involucran dependencia contextual a largo plazo. La falta de mecanismos para preservar información relevante en secuencias largas dificulta su rendimiento en contextos donde los patrones textuales complejos y las variaciones semánticas son comunes.

V. Conclusiones

- La implementación de un chatbot basado en Redes Neuronales Recurrentes demostró ser una solución eficaz para automatizar la atención de consultas de admisión en la Universidad Nacional de Moquegua. La metodología empleada permitió desarrollar un sistema robusto que responde a las necesidades específicas de la institución.
- El desarrollo de un corpus estructurado, que comprende 41 intenciones y 727 patrones de consulta, fue esencial para el entrenamiento efectivo de los modelos de redes neuronales recurrentes. Su almacenamiento en formato JSON facilitó tanto la integración con el sistema como su futura escalabilidad.
- La evaluación comparativa entre arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes evidenció la superioridad del modelo LSTM, alcanzando una precisión de 91.26 % y un F1-Score de 89.87 %. Estos resultados confirman su eficacia en el procesamiento de secuencias complejas de lenguaje natural.
- El sistema desplegado en entorno web mediante frameworks de Python alcanzó un rendimiento notable, con un tiempo de respuesta promedio de 155.37 ms y una precisión del 93 %. Su arquitectura modular garantiza la posibilidad de actualizaciones sin necesidad de reentrenamiento completo.
- Esta investigación valida la efectividad de las redes neuronales recurrentes y el procesamiento de lenguaje natural como herramientas para la modernización de procesos administrativos universitarios. La metodología desarrollada establece un precedente replicable para implementaciones similares en otras instituciones educativas.

VI. Recomendaciones

- Se recomienda ampliar el corpus de datos incorporando nuevas intenciones y patrones de preguntas que surjan durante el uso del chatbot en producción. Este proceso de actualización continua permitirá mejorar la cobertura temática y la precisión en las respuestas del sistema.
- Para futuras versiones del chatbot, se sugiere implementar un sistema de retroalimentación que permita a los usuarios calificar la calidad de las respuestas recibidas. Esta información sería valiosa para identificar áreas de mejora y ajustar el modelo según las necesidades reales de los usuarios.
- Se propone explorar la integración de técnicas de procesamiento de lenguaje natural más avanzadas, como los modelos de atención o transformers, que podrían mejorar aún más la comprensión del contexto y la precisión en las respuestas del sistema.
- Se sugiere implementar un sistema de análisis de métricas que permita monitorear el rendimiento del chatbot en tiempo real, incluyendo tiempos de respuesta, tasa de consultas exitosas y patrones de uso más frecuentes.

VII. Contribuciones

En el marco del presente proyecto de tesis, se logró la aceptación para publicación del artículo científico titulado "Implementation and Evaluation of Recurrent Neural Network Models for an Intelligent University Admission Chatbot". Este trabajo será publicado en las actas de la International Conference of the Chilean Computer Science Society (JCC 2024), organizada por la Sociedad Chilena de Ciencia de la Computación (SCCC). Además, el artículo fue presentado como parte del programa oficial de la conferencia, permitiendo la exposición de sus resultados ante la comunidad académica y científica.

La participación como expositora en este evento permitió divulgar los hallazgos obtenidos durante el desarrollo del proyecto, destacando el diseño, implementación y evaluación de modelos de redes neuronales recurrentes (RNN) aplicados a la creación de un chatbot inteligente orientado a optimizar los procesos de admisión universitaria.

La futura publicación del artículo, combinada con su presentación en un foro académico de prestigio, refuerza la validez científica y técnica del proyecto, posicionándolo como una contribución significativa al avance tecnológico en la educación superior y en la modernización de procesos administrativos mediante inteligencia artificial.

Referencias

Adamopoulou, E., y Moussiades, L. (2020). An overview of chatbot technology. En I. Maglogiannis, L. Iliadis, y E. Pimenidis (Eds.), *Artificial intelligence applications and innovations* (pp. 373–383). Cham: Springer International Publishing.

Alpaydin, E. (2020). *Introduction to machine learning, fourth edition*. MIT Press. Descargado de https://books.google.com.pe/books?id=uZnSDwAAQBAJ

Altbach, P. (2001, Mar.). Higher education and the wto: Globalization run amok. *International Higher Education*(23). Descargado de https://ejournals.bc.edu/index.php/ihe/article/view/6593 doi: 10.6017/ihe.2001.23.6593

Bengio, Y., Simard, P., y Frasconi, P. (1994). Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, *5*(2), 157-166. doi: 10.1109/72.279181

Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer. Descargado de https://books.google.com.pe/books?id=kTNoQgAACAAJ

Castañeda Sanchez, W. A., Polo Escobar, B. R., y Vega Huincho, F. (2023, 03). Redes neuronales artificiales: una mediciÃde aprendizajes de pronÃcomo demanda potencial. *Universidad, Ciencia y TecnologÃa*, *27*, 51 - 60. Descargado de http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci$_a$rttextpid = $S1316 - 48212023000100051nrm = iso$

Chandra, Y. W., y Suyanto, S. (2019). Indonesian chatbot of university admission using a question answering system based on sequence-to-sequence model. *Procedia Computer Science*, *157*, 367-374. Descargado de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705091931097X (The 4th International Conference on Computer Science and Computational Intelligence (ICCSCI 2019) : Enabling Collaboration to Escalate Impact of Research Results for Society) doi: https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.08.179

Cho, K., van Merrienboer, B., Gülçehre, Ç., Bougares, F., Schwenk, H., y Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. *CoRR*, *abs/1406.1078*. Descargado de http://arxiv.org/abs/1406.1078

Deng, L., y Yu, D. (2014).
doi: 10.1561/2000000039

Denny Prabowo, Y., Warnars, H. L. H. S., Budiharto, W., Kistijantoro, A. I., Heryadi, Y., y Lukas. (2018). Lstm and simple rnn comparison in the problem of sequence to sequence on conversation data using bahasa indonesia. En *2018 indonesian association for pattern recognition international conference (inapr)* (p. 51-56). doi: 10.1109/INAPR.2018.8627029

Dong, C., Li, Y., Gong, H., Chen, M., Li, J., Shen, Y., y Yang, M. (2022, dec). A survey of natural language generation. *ACM Comput. Surv.*, *55*(8). Descargado de https://doi.org/10.1145/3554727 doi: 10.1145/3554727

Dong, S., Wang, P., y Abbas, K. (2021). A survey on deep learning and its applications. *Computer Science Review*, *40*, 100379. Descargado de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574013721000198 doi: https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100379

Eisenstein, J. (2019). *Introduction to natural language processing*. MIT Press. Descargado de https://books.google.com.pe/books?id=72yuDwAAQBAJ

El Hefny, W., Mansy, Y., Abdallah, M., y Abdennadher, S. (2021). Jooka: A bilingual chatbot for university admission. En Á. Rocha, H. Adeli, G. Dzemyda, F. Moreira, y A. M. Ramalho Correia (Eds.), *Trends and applications in information systems and technologies* (pp. 671–681). Cham: Springer International Publishing.

Graue, E., Martuscelli, J., y Leyva, C. (2019, 10). Educación superior, el futuro del trabajo y la automatización. *Universidades*, *70*, 65-76. doi: 10.36888/udual.universidades.2019.81.38

Graves, A., Mohamed, A.-r., y Hinton, G. (2013). Speech recognition with deep recurrent neural networks. En *2013 ieee international conference on acoustics, speech and signal processing* (p. 6645-6649). doi: 10.1109/ICASSP.2013.6638947

Hao, Y., Sheng, Y., y Wang, J. (2019). Variant gated recurrent units with encoders to preprocess packets for payload-aware intrusion detection. *IEEE Access*, *7*, 49985-49998. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2910860

Haristiani, N. (2019, nov). Artificial intelligence (ai) chatbot as language learning medium: An inquiry. *Journal of Physics: Conference Series*, *1387*(1), 012020. Descargado de https://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1387/1/012020 doi: 10.1088/1742-6596/1387/1/012020

Hochreiter, S., y Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, *9*(8), 1735-1780. doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735

Jurafsky, D., y Martin, J. (2020). *Speech and language processing an introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition third edition draft*. Descargado de https://web.stanford.edu/ jurafsky/slp3/ed3book.pdf

Khin, N. N., y Soe, K. M. (2020). Question answering based university chatbot using sequence to sequence model. En *2020 23rd conference of the oriental cocosda international committee for the co-ordination and standardisation of speech databases and assessment techniques (o-cocosda)* (p. 55-59). doi: 10.1109/O-COCOSDA50338.2020.9295021

Khurana, D., Koli, A., Khatter, K., y Singh, S. (2023, 01 de Jan). Natural language processing: state of the art, current trends and challenges. *Multimedia Tools and Ap-*

plications, *82*(3), 3713-3744. Descargado de https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4 doi: 10.1007/s11042-022-13428-4

Labadze, L., Grigolia, M., y Machaidze, L. (2023, 31 de Oct). Role of ai chatbots in education: systematic literature review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), 56. Descargado de https://doi.org/10.1186/s41239-023-00426-1 doi: 10.1186/s41239-023-00426-1

Lista de universidades licenciadas — sunedu.gob.pe. (s.f.). https://www.sunedu.gob.pe/lista-de-universidades-licenciadas/. ([Accessed 14-04-2024])

Lynn, H. M., Pan, S. B., y Kim, P. (2019). A deep bidirectional gru network model for biometric electrocardiogram classification based on recurrent neural networks. *IEEE Access*, *7*, 145395-145405. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939947

McCarthy, J. (2004, 01). What is artificial intelligence?

Mercado Polo, D., Pedraza Caballero, L., y MartÃnez GÃ, E. (2015, 07). ComparaciÃde Redes Neuronales aplicadas a la prediccciÃde Series de Tiempo. *Prospectiva*, *13*, 88 - 95. Descargado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci$_a rttextpid = S1692 - 82612015000200011nrm = iso$

minedu.gob.pe. (s.f.). https://www.minedu.gob.pe/reforma-universitaria/pdf/ley$_u niversitaria_0 4_0 2_2 022.pdf$. ([$Accessed 09 - 05 - 2024$])

Nguyen, T. T., Le, A. D., Hoang, H. T., y Nguyen, T. (2021). Neu-chatbot: Chatbot for admission of national economics university. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *2*, 100036. Descargado de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666920X21000308 doi: https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100036

Okonkwo, C. W., y Ade-Ibijola, A. (2021). Chatbots applications in education: A systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *2*, 100033. Descargado de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666920X21000278 doi: https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100033

Reseña Histórica — unam.edu.pe. (s.f.). https://unam.edu.pe/rhistorica/. ([Accessed 23-04-2024])

Russell, S., y Norvig, P. (2009). *Artificial intelligence: A modern approach* (3rd ed.). USA: Prentice Hall Press.

Udupa, P. (2022). Application of artificial intelligence for university information system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *114*, 105038. Descargado de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197622002081 doi: https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105038

unam.edu.pe. (s.f.).

Verma, S., Sahni, L., y Sharma, M. (2020, Mar). *Comparative analysis of chatbots.* Descargado de `https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id` $= 3563674$

Weizenbaum, J. (1966, jan). Eliza—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Commun. ACM*, *9*(1), 36–45. Descargado de `https://doi.org/10.1145/365153.365168` doi: 10.1145/365153.365168

Winkler, R., y Söllner, M. (2018, 04). Unleashing the potential of chatbots in education: A state-of-the-art analysis. *Academy of Management Proceedings*, *2018*, 15903. doi: 10.5465/AMBPP.2018.15903abstract

"UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA"

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

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	: Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N°	: 73201352
Correo electrónico	: star27vz@gmail.com
Teléfono/Celular	: 948833656

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

Bachiller	Título Profesional	Magister	Doctor	Segunda Especialidad
X	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 basado en Redes Neuronales Recurrentes para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua
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 : Maribel Estela Coaguila Mamani
b) DNI/Pasaporte/Cédula : 41173033
c) ORCID : 0000-0001-6707-7705

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 73201352
NOMBRES Y APELLIDOS : Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga

"UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA"

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

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 : 73201352

NOMBRES Y APELLIDOS : Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga

FECHA : 05 de Marzo del 2025



ANEXO VIII

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

Yo, Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga , bachiller de la Escuela Profesional de: Ingeniería de Sistemas e Informática ,
de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado(a) con DNI N°... 73201352 , autor(a) del Trabajo de Investigación / Tesis / Trabajo de suficiencia profesional denominado:
Desarrollo de un prototipo de chatbot basado en Redes Neuronales Recurrentes para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua

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, 05 de Marzo del 2025



Huella digital

Nombres y Apellidos: Estrella Velasquez
DNI: 73201352

INFORME DE ANÁLISIS
magister

PROYECTO DE TESIS_ ESTRELLA

10%
Textos sospechosos

10% **Similitudes**
0% similitudes entre comillas
< 1% entre las fuentes mencionadas
2% **Idiomas no reconocidos**

Nombre del documento: PROYECTO DE TESIS_ ESTRELLA.pdf
ID del documento: 54e23df693209ce4620cdab3cf53ed2c181fdb79
Tamaño del documento original: 756,42 kB

Depositante: MARIBEL ESTELA COAGUILA MAMANI
Fecha de depósito: 13/5/2024
Tipo de carga: interface
fecha de fin de análisis: 13/5/2024

Número de palabras: 8966
Número de caracteres: 56.661

Ubicación de las similitudes en el documento:



Fuentes de similitudes

Fuentes principales detectadas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	**repositorio.uam.es** https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf **57 fuentes similares**	4%		Palabras idénticas: 4% (924 palabras)
2	**riunet.upv.es** https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/125259/Verdeguer - Generación de resúmenes de tex... **57 fuentes similares**	4%		Palabras idénticas: 4% (909 palabras)
3	**ru.dgb.unam.mx** https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000769464/3/0769464.pdf **57 fuentes similares**	4%		Palabras idénticas: 4% (803 palabras)
4	**upcommons.upc.edu** https://upcommons.upc.edu/bitstream/2117/400525/2/tfg-lucas-del-arco.pdf **57 fuentes similares**	3%		Palabras idénticas: 3% (847 palabras)
5	**repositorio.ucsp.edu.pe** http://repositorio.ucsp.edu.pe/bitstream/20.500.12590/16621/1/ZEVALLOS_ALIAGA_JOS_SEC.pdf **57 fuentes similares**	3%		Palabras idénticas: 3% (800 palabras)

Fuentes con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	**doi.org** | Role of AI chatbots in education: systematic literature review | Internatio... https://doi.org/10.1186/s41239-023-00426-1	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (25 palabras)
2	**Documento de otro usuario** #0e7574 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (18 palabras)
3	**www.nature.com** https://www.nature.com/articles/s41598-024-55066-w.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (17 palabras)
4	**link.springer.com** | Jooka: A Bilingual Chatbot for University Admission | SpringerL... https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-030-72660-7_64.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (18 palabras)
5	**www.upecen.edu.pe** https://www.upecen.edu.pe/wp-content/uploads/2019/03/REGLAMENTO-DE-ADMISIÓN-DE-PREGRA...	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (21 palabras)

Fuentes mencionadas (sin similitudes detectadas)

Estas fuentes han sido citadas en el documento sin encontrar similitudes.

1 https://books.google.com.pe/books?id=uZnSDwAAQBAJ
2 https://ejournals.bc.edu/index.php/ihe/article/view/6593
3 https://books.google.com.pe/books?id=kTNoQgAACAAJ
4 http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sciarttextpid
5 https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705091931097X

Puntos de interés

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

Facultad de Ingeniería y Arquitectura

Ingeniería de Sistemas e Informática

TESIS:

Arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes en un

Prototipo de Chatbot para el Proceso de Admisión de la

Universidad Nacional de Moquegua

Presentado Por:

Estrella de los Angeles Velásquez Zúñiga

Asesor:

Dra. Maribel Estela Coaguila Mamani

Co Asesor:

Ing. Honorio Apaza Alanoca

Moquegua, Mayo de 2024

Índice general

1. Datos Generales 2

1.1. Titulo

1 repositorio.uta.edu.ec
https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/30105/1/Tesis_t1634sl.pdf

del proyecto

2 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 2

3 ru.dgb.unam.mx
https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000769464/3/0769464.pdf

1.2. Datos del investigador 2

1.3. Línea de Investigación 2

2. Problema de Investigación 3

2.1. Descripción de la realidad problemática

4 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 3

2.2. Formulación del problema de investigación 5

2.2.1. Interrogante general 5

2.2.2. Interrogantes específicas 5

2.3. Justificación 6

2.4. Objetivos 7

2.4.1. Objetivo General 7

2.4.2. Objetivos Específicos 7

3. Marco teórico 8

3.1. Antecedentes del Problema 8

3.2. Bases teóricas 9

5 repositorio.ucsp.edu.pe
http://repositorio.ucsp.edu.pe/bitstream/20.500.12590/16621/1/ZEVALLOS_ALIAGA_JOS_SEC.pdf

3.2.1. Inteligencia Artificial(IA) 9

3.2.2. Aprendizaje Automático(Machine Learning) 9

3.2.3.

6 ru.dgb.unam.mx
https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000813635/3/0813635.pdf

Aprendizaje Profundo (Deep Learning) 10

3.2.4. Procesamiento de

7 upcommons.upc.edu
https://upcommons.upc.edu/bitstream/2117/400525/2/tfg-lucas-del-arco.pdf

Lenguaje Natural 11

3.2.5. Chatbots

8 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 15

3.2.6. Universidad Nacional de Moquegua 15

3.3. Definición de términos 17

9 riunet.upv.es
https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/125259/Verdeguer - Generación de resúmenes de textos.pdf?sequence=1

4. Metodología 18

4.1. Tipo y nivel de investigación 18

4.2. Diseño de investigación 18

4.3. Operacionalización de variables

10 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 19

4.3.1. Variable independiente 19

4.3.2. Variable dependiente 19

4.4. Población y muestra 20

4.4.1. Población 20

4.4.2. Muestra 2

11 riunet.upv.es
https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/125259/Verdeguer - Generación de resúmenes de textos.pdf?sequence=1

1

4.5. Técnicas e instrumentos para la recolección de datos 21

4.6.

12 repositorio.unam.edu.pe
https://repositorio.unam.edu.pe/bitstream/UNAM/94/5/T095_72389106_T.pdf.txt

Métodos y técnicas para la presentación y análisis de datos
. 22

5. Aspectos administrativos 23

5.1. Cronograma

13 e-archivo.uc3m.es
https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/10016/24284/1/TFG_Adrian_Gonzalez_Rus_2014.pdf

de actividades

14 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 23

5.2. Presupuesto 23

5.3. Fuentes de financiamiento 24

Referencias 25

Bibliografia 27

Índice de tablas

4.1. Operacionalización de variables. 20

5.1. Cronograma de actividades del proyectos de investigación. 23

5.2. Presupuesto del proyecto de investigación. 24

Índice de figuras

3.1. Estructura básica de una Neurona Artificial y similitud con la

15 ru.dgb.unam.mx
https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000813635/3/0813635.pdf

neurona
biológica

16 repositorio.uam.es
https://repositorio.uam.es/bitstream/10486/698162/1/delgado_soto_javier_aday_tfg.pdf

. 11

3.2. Clasificación de NLP 12

3.3. Arquitectura CNN para clasificación de texto 13

3.4. Componentes de red LSTM 14

3.5. Mapa de Procesos del Plan de Gestión de Calidad 16

4.1. Metodología 19

17 ru.dgb.unam.mx
https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000769464/3/0769464.pdf

Capítulo 1

Datos Generales

1.1. Titulo del proyecto

Arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes
en un Prototipo de Chatbot para el
Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua

1.2. Datos del investigador

Estrella de los Angeles Velásquez Zuñiga

1.3. Línea de Investigación

El proyecto de investigación .Arquitecturas de Redes Neuronales Recurrentes en un Prototipo de Chatbot para el Proceso de Admisión de la Universidad Nacional de Moquegua"se enmarca en la línea de investigación de Inteligencia Artificial.

Capítulo 2

Problema de Investigación

DECENIO DE LA IGUALDAD DE OPORTUNIDADES PARA MUJERES Y HOMBRES
"AÑO DE LA RECUPERACIÓN Y CONSOLIDACIÓN DE LA ECONOMÍA PERUANA"

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO N° 136-2025-CU-UNAM

Moquegua, 20 de marzo de 2025

VISTOS:

El Acuerdo de Sesión Ordinaria de Consejo Universitario de fecha 19 de marzo de 2025; Proveído N° 872-2025 de fecha 14 de marzo de 2025 emitido por el Rectorado; Informe N° 124-2025-UNAM-R/SG de fecha 14 de marzo de 2025 emitido por la Secretaría General; Carta N° 56-2025-UNAM/SEGE/GYT/SVR con fecha de recepción 14 de marzo de 2025 emitido por el Área de Grados y Títulos; Sobre el otorgamiento del Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática, y;

CONSIDERANDO:

Que, la Constitución Política del Perú en su artículo 18° prevé 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 las Leyes de la República e implica las organizaciones de su sistema académico, económico y administrativo, así como la administración de sus bienes y rentas, elaborar su presupuesto y aplicar sus fondos con la responsabilidad que impone la Ley;

Que, el artículo 58° de la Ley Universitaria, Ley N° 30220, concordado con el artículo 14° del Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua, aprobado con Resolución de Comisión Organizadora N° 578-2021-UNAM, establecen que el **Consejo Universitario es el máximo órgano de gestión, dirección y ejecución académica y administrativa de la universidad;**

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 (...);

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, con 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 y N° 081, 484-2024-UNAM/CO, 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, mediante Carta N°056-2025-UNAM/SEGE/GYT/SVR, con fecha de recepción 14 de marzo de 2025, el Área de Grados y Títulos, remite a Secretaria General, los expedientes de dos (2) bachilleres de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, quienes se encuentran aptos para la expedición del Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática por la modalidad de sustentación de Tesis, al haber cumplido satisfactoriamente con los requisitos legales y reglamentarios[1], exigidos en el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de

[1] Artículo 122°. - Requisitos para la obtención del Título Profesional
Para obtener el Título Profesional el interesado deberá presentar ante su Escuela Profesional un expediente con la siguiente documentación:
a. Solicitud dirigida al Director de la Escuela Profesional o quien haga sus veces, indicando la fecha y número de comprobante de pago.
b. Dos (2) fotografías de frente, tamaño pasaporte a color con fondo blanco (con traje formal); para garantizar la seguridad ciudadana.

Moquegua, conforme lo señala la Dirección de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, razón por la cual la Secretaría General incluye el expediente como punto de agenda para ser tratado en Sesión de Consejo Universitario de fecha 19 de marzo de 2025;

Que, se ha establecido como atribución del Consejo Universitario de la UNAM, la facultad de conferir los grados académicos y los títulos profesionales (...), por lo que en mérito al pedido del Secretario General y debatido el caso en Sesión Ordinaria de fecha 19 de marzo de 2025, se acordó por unanimidad **conferir a nombre de la Nación el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática a dos (2) bachilleres de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua;**

De conformidad con el artículo 59° de la Ley Universitaria, Ley N° 30220, concordado con el artículo 16° del Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua, y estando a lo acordado en la Sesión Ordinaria de fecha 19 de marzo de 2025 de Consejo Universitario;

SE RESUELVE:

ARTÍCULO PRIMERO: CONFERIR, a nombre de la Nación el **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE SISTEMAS E INFÓRMATICA** por la modalidad de Sustentación de Tesis, a los bachilleres de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua, de acuerdo al siguiente detalle:

1. **RAUL DONATO CRUZ HUACAC**

   TESIS : "PREDICCIÓN DIARIA DE RADIACIÓN SOLAR EN LA PROVINCIA DE ILO CON MODELO TRANSFORMER", cuyo Asesor fue el Dr. Hugo Euler Tito Chura.

2. **ESTRELLA DE LOS ANGELES VELASQUEZ ZUÑIGA**

   TESIS : "DESARROLLO DE UN PROTOTIPO DE CHATBOT BASADO EN REDES NEURONALES RECURRENTES PARA EL PROCESO DE ADMISIÓN DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA", cuyo Asesor fue el Ing. Honorio Apaza Alanoca.

ARTÍCULO SEGUNDO: AUTORIZAR, a la Secretaría General de la Universidad Nacional de Moquegua, expedir y registrar los Diplomas correspondientes para su otorgamiento.

ARTÍCULO TERCERO: ENCARGAR al Área de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, para que realice las acciones pertinentes conducentes, relacionadas con la inscripción de los grados y títulos en el Registro de Grados y Títulos de la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria - SUNEDU.

ARTÍCULO CUARTO: NOTIFICAR, la presente Resolución a las instancias y dependencias administrativas y académicas de la Universidad Nacional de Moquegua, para su conocimiento, cumplimiento y demás fines pertinentes.

---

c. Dos ejemplares de la Tesis, del Trabajo de Suficiencia Profesional o Informe del Examen Profesional en físico, uno para la Biblioteca y otro para la Escuela Profesional, y un CD con la versión digital.
d. Formulario de autorización del graduado para la publicación de la Tesis, Trabajo de Suficiencia Profesional o Informe de Examen Profesional en el repositorio.
e. Declaración Jurada de originalidad de la Tesis, Trabajo de Suficiencia Profesional o Informe de Examen Profesional.

La Escuela Profesional es responsable de completar el expediente del bachiller en un plazo máximo de 3 días hábiles y derivar a la Oficina de Secretaría General, adjuntando los siguientes documentos:

a. Copia del acta de sustentación indicando la modalidad de obtención del título profesional.
b. Constancia de "no adeudo" de Bienes a la Universidad, bienes a los Laboratorios Básicos y de Especialidad, material bibliográfico; dichos documentos deberán ser refrendados por los responsables a cargo.

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

///... **Resolución de Consejo Universitario N° 136-2025-CU-UNAM**

ARTÍCULO QUINTO: ENCARGAR, a la Oficina de Tecnología de la Información, la publicación de la presente Resolución en el portal de transparencia de la Universidad Nacional de Moquegua.

REGÍSTRESE, COMUNÍQUESE, CÚMPLASE Y ARCHÍVESE

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA UNAM RECTORADO

DR. HUGO RUBEN MARCA MAQUERA
Rector
Universidad Nacional de Moquegua

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA UNAM SECRETARÍA GENERAL

ABG. GUILLERMO S. KUONG CORNEJO
Secretario General
Universidad Nacional de Moquegua

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