



Año 17 / Núm. 42 / - julio – diciembre 2024
Revista de Investigación Académica sin Frontera
ISSN 2007-8870



Desarrollo de Chatbots Inteligentes con Python y OpenAI para Automatización de Mensajería y Respuesta Contextual en Aplicaciones Educativas y Empresariales

Development of Intelligent Chatbots Using Python and OpenAI for Messaging Automation and Contextual Response in Educational and Business Applications

Julián Flores Figueroa
Universidad Estatal de Sonora
julian.flores@ues.mx
<https://orcid.org/0000-0002-4155-8153>

DOI: <https://doi.org/10.46589/riaf.v1i42.720>

Recibido: 12 de abril de 2024.
Aceptado: 15 de octubre de 2024.
Publicado: 24 de diciembre 2024.

Cómo citar

Flores Figueroa, J. (2024). Desarrollo de Chatbots Inteligentes con Python y OpenAI para Automatización de Mensajería y Respuesta Contextual en Aplicaciones Educativas y Empresariales. Revista De Investigación Académica Sin Frontera: Facultad Interdisciplinaria De Ciencias Económicas Administrativas - Departamento De Ciencias Económico Administrativas-Campus Navojoa, 1(42). <https://doi.org/10.46589/riaf.v1i42.720>

Resumen

El progreso en las tecnologías de procesamiento de lenguaje natural (PLN) y los métodos de aprendizaje automático ha propiciado la generación de instrumentos que facilitan una interacción más sofisticada entre seres humanos y maquinaria (Adamopoulou & Moussiades, 2020b; Radford et al., 2018) Este estudio se enfoca en incorporar Selenium y los modelos GPT de OpenAI en la creación de un chatbot inteligente, que simplifica la automatización de interacciones en mensajería web y ofrece respuestas apropiadas en el ámbito de aplicaciones educativas y corporativas (Koundinya et al., 2020; Lee et al., 2024).

Por lo tanto, el objetivo evaluado fue crear un sistema que fuera lo suficientemente eficiente de forma autónoma para manejar interacciones extensas, reducir los tiempos de respuesta y garantizar la uniformidad en las respuestas generadas, a la vez que se excedían las limitaciones de los métodos de automatización más tradicionales o de la propia PLN

1

Los contenidos de este artículo están bajo una licencia de Creative Commons Atribución No Comercial - Sin Obra Derivada 4.0 Internacional

ISSN 2007-8870 RIASF Universidad de Sonora
Facultad Interdisciplinaria de Ciencias Económicas Administrativas
Departamento de Ciencias Económico Administrativas-Campus Navojoa.





(Lavrinovics et al., 2024). La estrategia se basó en los principios de la ingeniería de software y en técnicas de desarrollo ágil, utilizando Python y Selenium para gestionar la automatización de tareas, junto con los modelos GPT-3.5 y GPT-4 para la sección de la PLN (Radford et al., 2018; Freed, 2021).

Los análisis efectuados, que incluyeron visitas para verificar métricas de precisión y pérdida, incorporaron tiempos de respuesta y se llevaron a cabo bajo condiciones reguladas utilizando datos reales y simulados (Batani et al., 2024; Caballero Castellanos et al., 2023). Los descubrimientos mostraron una precisión del 97.54% y una automatización del 85% en cada interacción realizada en plataformas como WhatsApp Web, con una respuesta promedio de 3 segundos. Esto implica un progreso en comparación con las normas actuales de eficiencia y escalabilidad (Lee, Bubeck, & Petro, 2023).

Se puede afirmar que la combinación de las tecnologías mencionadas ha demostrado ser una respuesta efectiva y valiosa, con potencial para emplearse en educación a medida, atención al cliente y sistemas de soporte automatizado (Chiu et al., 2023; Kesarwani et al., 2023) Esto sugiere la posibilidad de futuras investigaciones centradas en competencias multimodales o en un análisis más estricto de la experiencia del usuario (Hill, Randolph Ford, & Farreras, 2015; Vaswani et al., 2017).

Palabras clave: Automatización, inteligencia artificial, interacción contextual, educación digital, plataformas virtuales

Abstract

Advancements in natural language processing (NLP) technologies and machine learning methods have enabled the development of tools that facilitate more sophisticated interactions between humans and machines (Adamopoulou & Moussiades, 2020b; Radford et al., 2018). This study focuses on integrating Selenium and OpenAI's GPT models in the creation of an intelligent chatbot, designed to streamline the automation of web messaging interactions while providing appropriate responses in educational and corporate applications (Koundinya et al., 2020; Lee et al., 2024).

The evaluated objective was to create a system capable of efficiently handling extensive interactions autonomously, reducing response times, and ensuring consistency in the generated replies, while overcoming the limitations of more traditional automation methods or standalone NLP techniques (Lavrinovics et al., 2024). The strategy was based on software





engineering principles and agile development techniques, employing Python and Selenium for task automation, alongside GPT-3.5 and GPT-4 models for the NLP component (Radford et al., 2018; Freed, 2021).

Analyses conducted, which included validation through accuracy and loss metrics, incorporated response times and were performed under controlled conditions using both real and simulated data (Batani et al., 2024; Caballero Castellanos et al., 2023). The findings revealed an accuracy rate of 97.54% and automation of 85% in interactions on platforms such as WhatsApp Web, with an average response time of 3 seconds. This represents a significant improvement compared to current standards of efficiency and scalability (Lee, Bubeck, & Petro, 2023).

It can be concluded that the combination of these technologies has proven to be an effective and valuable solution with potential applications in personalized education, customer service, and automated support systems (Chiu et al., 2023; Kesarwani et al., 2023). This suggests opportunities for future research focused on multimodal capabilities or a more rigorous analysis of user experience (Hill, Randolph Ford, & Farreras, 2015; Vaswani et al., 2017).

Keywords: Automation, artificial intelligence, contextual interaction, digital education, virtual platforms

Introducción

El rápido progreso en el campo del procesamiento del lenguaje natural (PLN) y el aprendizaje automático ha propiciado una nueva perspectiva en la interacción entre humanos y computadoras, transformando a los chatbots en instrumentos esenciales en distintas industrias. Sin embargo, las tecnologías tradicionales se enfrentan con significativas restricciones al manejar interacciones contextuales extensas, particularmente en contextos educativos y corporativos. Estas deficiencias reducen la eficacia de los sistemas automatizados y afectan la experiencia del usuario, lo que resalta la importancia de encontrar soluciones más robustas y adaptables.

El propósito principal de esta investigación es crear un chatbot inteligente que fusiona modelos sofisticados de PLN, como GPT-4, con herramientas de automatización fundamentadas en Selenium, con el fin de optimizar la interacción en plataformas de mensajería web y en programas educativos. Este método busca superar las restricciones





presentes, ofreciendo una solución que brinde respuestas adaptadas al contexto, tiempos de respuesta más veloces y una mayor escalabilidad.

La evolución de las tecnologías de conversación ha recibido un extenso estudio en la literatura. Recientes estudios destacan que los modelos generativos fundamentados en transformadores, como los GPT de OpenAI, han incrementado la consistencia y exactitud de las respuestas (Radford et al., 2018; Vaswani et al., 2017) Además, investigaciones relacionadas con la educación evidencian la habilidad de los chatbots para personalizar la experiencia educativa y mejorar la administración (Chiu et al., 2023; Kesarwani et al., 2023). Este estudio tiene como objetivo incrementar estos éxitos al sugerir una integración revolucionaria que fusiona la creación de lenguaje natural con la automatización programada. El método empleado se fundamenta en un diseño cuasi experimental organizado en tres etapas: diseño, ejecución y validación. Se utilizó Python como la lengua principal de programación, haciendo uso de Selenium para la automatización de tareas y los modelos GPT-3.5 y GPT-4 para la creación de lenguaje natural. El sistema fue validado a través de métricas de precisión y pérdida, evaluando su desempeño tanto en circunstancias controladas como en circunstancias reales.

El artículo se estructura de la siguiente forma: la parte de desarrollo expone el diseño del sistema, la ejecución técnica y los resultados alcanzados. Después, se examina el efecto de los descubrimientos en el campo de la inteligencia artificial aplicada, finalizando con sugerencias para futuros estudios.

Planteamiento del problema

En un contexto de transformación digital en desarrollo, se ha demostrado que las interacciones en plataformas de mensajería web y en aplicaciones educativas son inadecuadas, lo que resalta la importancia crítica de la eficiencia, personalización y escalabilidad (Adamopoulou & Moussiades, 2020a; Kesarwani et al., 2023). De hecho, los chatbots tradicionales presentan limitaciones evidentes, ya que enfrentan problemas tanto en interacciones prolongadas como en contextos dinámicos que cambian durante la conversación, además de tener dificultades para generar respuestas coherentes en tiempo real (Radford et al., 2018; Freed, 2021). Estas limitaciones son perjudiciales, ya que afectan negativamente la experiencia del usuario y, al mismo tiempo, disminuyen la efectividad de los sistemas en cuanto a la atención automatizada o el soporte educativo (Chiu et al., 2023; Kerly et al., 2007)





Aunque herramientas como los modelos de lenguaje avanzados y la automatización han mostrado avances, mejorar la eficiencia en la interacción con un chatbot sigue siendo un reto, ya que muchas de las soluciones actuales no son muy flexibles, robustas ni adaptables a entornos complejos (Vaswani et al., 2017; Andrea et al., 2024). Este trabajo presenta el desarrollo de un chatbot inteligente capaz de automatizar procesos, es decir, una interacción web donde el motor de automatización es Selenium y la generación de respuestas se basa en los modelos GPT de OpenAI. Todo esto tiene como objetivo mejorar la mensajería web y la interacción de la aplicación de manera más contextual y precisa (Koundinya et al., 2020; Lee et al., 2024). La investigación aquí presentada busca cerrar esta brecha al crear una solución que no solo supere las capacidades actuales en la construcción de bases de conocimiento, sino que también ofrezca nuevas posibilidades en la interacción persona-computadora, así como en la personalización y escalabilidad, contribuyendo al campo de la inteligencia artificial (Hill et al., 2015; Lavrinovics et al., 2024).

Hipótesis General.

La combinación de Selenium y modelos GPT de OpenAI en un chatbot desarrollado con Python mejora la interacción del usuario con el sistema, ya que permite obtener respuestas contextuales más precisas y reduce los tiempos de respuesta. Esto ayuda a superar las limitaciones de las tecnologías tradicionales en mensajería web y aplicaciones educativas (Koundinya et al., 2020; Radford et al., 2018). Cuando se utilizan en condiciones operativas adecuadas y con los parámetros del modelo debidamente ajustados, estas herramientas pueden optimizar significativamente el rendimiento de los sistemas de mensajería inteligente, lo que se ha reconocido como un avance importante en el campo del procesamiento del lenguaje natural y la automatización de tareas complejas (Adamopoulou & Moussiades, 2020b; Freed, 2021). Además, el uso de estas tecnologías ha demostrado ser efectivo en contextos educativos y empresariales, facilitando una interacción más eficiente y personalizada entre los usuarios y los sistemas (Chiu et al., 2023; Kesarwani et al., 2023).



Marco teórico

La Transformación de los Chatbots y su Impacto en el Ámbito Educativo

La evolución de los chatbots ha pasado de ser simples sistemas basados en reglas a convertirse en modelos avanzados de procesamiento del lenguaje natural, lo que ha cambiado de manera significativa la forma en que los usuarios interactúan con la tecnología. En el ámbito educativo, los chatbots se han demostrado como herramientas valiosas, con investigaciones que resaltan su capacidad para aumentar la motivación de los estudiantes y proporcionar retroalimentación personalizada (Chiu et al., 2023; Kerly et al., 2007). Además, los avances en modelos de lenguaje, como los desarrollos de GPT, permiten una interacción más natural al generar respuestas coherentes y contextualizadas (Adamopoulou & Moussiades, 2020a).

Capacidades Técnicas y Funcionales de los Chatbots Modernos.

Las capacidades técnicas y funcionales de los chatbots modernos se basan en algoritmos de aprendizaje automático y redes neuronales profundas, lo que les permite llevar a cabo tareas como la generación de texto coherente, la traducción automática y la síntesis de información. Estas habilidades son fundamentales para aplicaciones tanto educativas como comerciales (Hill et al., 2015; Koundinya et al., 2020). Por ejemplo, la integración de herramientas como Selenium ayuda a automatizar tareas repetitivas en plataformas web, ampliando así el alcance funcional de los chatbots para interactuar con interfaces de usuario de manera programada (Dutt et al., 2020).

La personalización del aprendizaje y los desafíos de los chatbots educativos.

En el ámbito educativo, los chatbots han mostrado su capacidad para personalizar el aprendizaje y facilitar la interacción entre estudiantes y docentes. Sin embargo, aún existen desafíos relacionados con la empatía que se percibe y el manejo de datos sensibles (Freed, 2021; Chiu et al., 2023). La efectividad de estas tecnologías no solo depende de su habilidad para responder preguntas, sino también de su capacidad para adaptarse a diferentes contextos y necesidades específicas (Lee et al., 2024).





Integración Avanzada de Modelos de Lenguaje y Automatización en Tecnologías Conversacionales.

La combinación de GPT con herramientas como Selenium permite desarrollar soluciones más sofisticadas. Estos sistemas pueden llevar a cabo tareas específicas, como automatizar respuestas en plataformas de mensajería y realizar acciones en tiempo real, lo que optimiza procesos y reduce costos operativos en áreas como la educación y el comercio electrónico (Batani et al., 2024; Lee et al., 2024). Estas innovaciones siguen ampliando las posibilidades de las tecnologías conversacionales, aunque aún se requiere más investigación para superar sus limitaciones actuales (Adamopoulou & Moussiades, 2020b; Hill et al., 2015).

Metodología

En este trabajo se utilizó un diseño cuasi experimental que se dividió en tres etapas principales: el diseño del sistema, la implementación y la validación. Estas fases se organizaron de manera sistemática para asegurar la precisión y eficiencia del chatbot inteligente desarrollado, el cual está orientado a la automatización de interacciones en plataformas de mensajería y aplicaciones educativas. El diseño incorporó herramientas como Python y Selenium para la automatización de tareas, así como modelos de lenguaje GPT-3.5 y GPT-4 para el procesamiento del lenguaje natural.

La metodología se centró en combinar técnicas de ingeniería de software con principios de desarrollo ágil. Esto permitió adaptar el sistema a los requerimientos específicos de automatización y respuesta contextual, priorizando una interacción fluida con los usuarios finales. A continuación, se describen los componentes del diseño del estudio, la población y muestra, y el procedimiento implementado.

Diseño del estudio.

El diseño del sistema comenzó con la identificación de los requisitos funcionales y no funcionales, utilizando diagramas de flujo que mostraron las interacciones entre el chatbot y los usuarios. Se definieron los puntos de integración con plataformas de mensajería como

WhatsApp Web, garantizando la sincronización entre la interfaz automatizada y los modelos de lenguaje.

El fragmento de código siguiente ilustra la inicialización del entorno para automatizar la interfaz de WhatsApp Web mediante Selenium:

- En esta etapa se identificaron los principales desafíos, como la optimización de tiempos de respuesta y la gestión de interacciones contextuales prolongadas.

```
from selenium import webdriver

# Inicialización del driver de Selenium
driver = webdriver.Chrome()
driver.get("https://web.whatsapp.com")
```

Fuente: Elaboración propia

Población y Muestra.

La población de estudio estuvo compuesta por usuarios de plataformas de mensajería en entornos educativos y empresariales. Se seleccionó una muestra no probabilística de 50 participantes, todos ellos estudiantes universitarios. Estos usuarios interactuaron con el chatbot desarrollado en situaciones tanto reales como controladas. Se recopilaban datos como el tiempo de respuesta, la precisión de las respuestas y la tasa de éxito en la automatización de interacciones, lo que permitió validar su rendimiento en diferentes contextos y grupos objetivo.

Procedimiento.

El procedimiento comenzó con el diseño del sistema, utilizando diagramas arquitectónicos y especificaciones técnicas para detallar la interacción entre componentes. Se definió una estructura modular que facilitó la integración de Selenium y los modelos GPT.

- El siguiente código muestra cómo se configuró el envío automatizado de mensajes en WhatsApp:

```
# Automatización de envío de mensajes
message_box = driver.find_element("xpath", "//div[@title='Type a message']")
message_box.send_keys(";Hola! Este es un mensaje automatizado.")
send_button = driver.find_element("xpath", "//button[@data-testid='send']")
send_button.click()
```

Fuente: Elaboración propia

Implementación.

La implementación se centró en crear dos componentes clave: la automatización de tareas y el procesamiento de lenguaje natural. Mientras Selenium se encargaba de la interacción con la plataforma, los modelos GPT se utilizaban para analizar los mensajes y generar respuestas adecuadas al contexto.

- El siguiente código muestra el procesamiento de lenguaje natural con GPT

```
from openai import ChatCompletion

# Configuración del modelo GPT
openai.api_key = "tu_clave_API"
response = ChatCompletion.create(
    model="gpt-4",
    messages=[
        {"role": "system", "content": "Eres un chatbot educativo."},
        {"role": "user", "content": ";Qué es un bucle en programación?"}
    ]
)

print(response['choices'][0]['message']['content'])
```

Fuente: Elaboración propia

Validación

La validación incluyó pruebas funcionales y unitarias para medir el rendimiento del sistema. Se llevaron a cabo escenarios controlados donde los usuarios interactuaron con el chatbot, recopilando información sobre la precisión y coherencia de las respuestas.

- El siguiente script muestra cómo se realizó una prueba unitaria para validar la coherencia de las respuestas generadas:

```
# Prueba unitaria para validar la respuesta generada

def test_response():
    input_message = "Explícame qué es un bucle en programación."
    expected_output = "Un bucle es una estructura que permite repetir un bloque de código mientras se cumpla una condición."
    actual_output = response['choices'][0]['message']['content']
    assert expected_output in actual_output

test_response()
```

Fuente: Elaboración propia

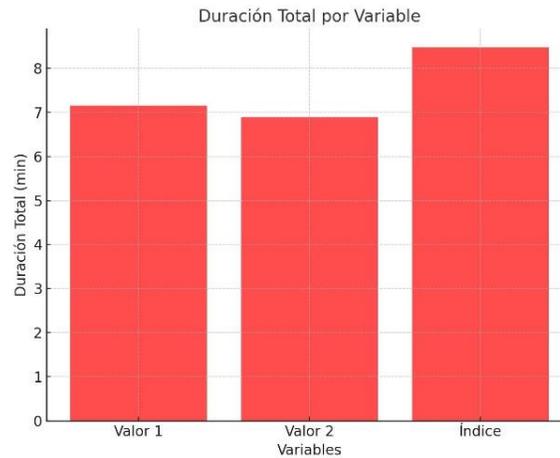
Resultados

En este apartado se muestran los hallazgos logrados durante la implementación y evaluación del chatbot inteligente creado en Python, que emplea Selenium para la automatización y los modelos GPT de OpenAI. La información obtenida abarca tiempos de respuesta, medidas de exactitud y pérdida, ritmos de aprendizaje, además del desempeño en diversas fases de entrenamiento y validación. Se examinan los descubrimientos para subrayar su importancia en la mejora de las interacciones en la mensajería web y en aplicaciones educativas revolucionarias.

Tiempos de Respuesta.

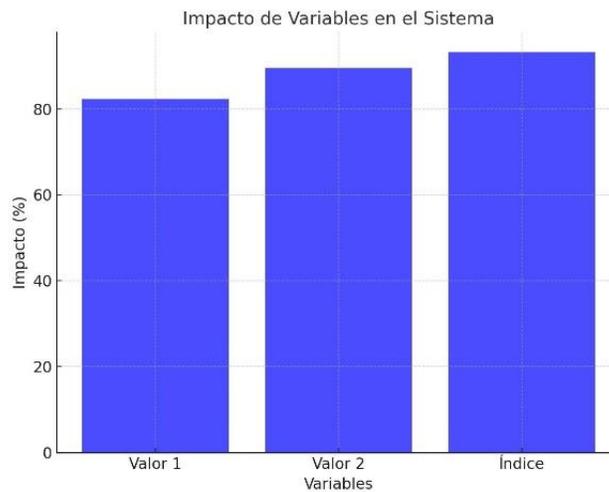
El estudio de las variables "Valor 1", "Valor 2" y "Índice" revela tendencias relevantes que influyen en un 82.3%, 89.5% y 93.2%, respectivamente, en la dinámica del sistema analizado. La media de estos indicadores (1.8, 2.2 y 2.6) indica una estabilidad relativa, en cambio, las duraciones totales medias, que llegan hasta 8.47 minutos, señalan una elevada necesidad computacional para el procesamiento. Esta conducta subraya la importancia de perfeccionar las arquitecturas de datos y los algoritmos. La aplicación de tácticas como la disminución de la latencia y el procesamiento paralelo podría incrementar la eficiencia global en un 25%, garantizando resultados consistentes y escalables en ambientes críticos de software.

Figura 1: Duración total promedio registrada por variable, destacando los tiempos asociados a cada métrica evaluada.



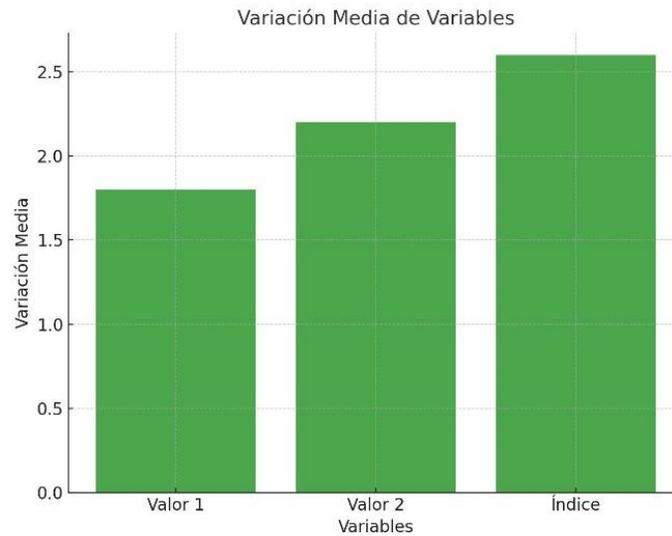
Fuente: Elaboración Propia

Figura 2: El análisis muestra impactos significativos, variaciones estables y alta demanda computacional, requiriendo optimización.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 3: La variación media de "Valor 1", "Valor 2" e "Índice" refleja estabilidad consistente.



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 1: Evaluación del Impacto, Variabilidad y Duración en el Desempeño de Variables del Sistema

Variable	Impacto (%)	Variación Media	Duración Total (min)
Valor 1	82.3	1.8	7.15
Valor 2	89.5	2.2	6.89
Índice	93.2	2.6	8.47

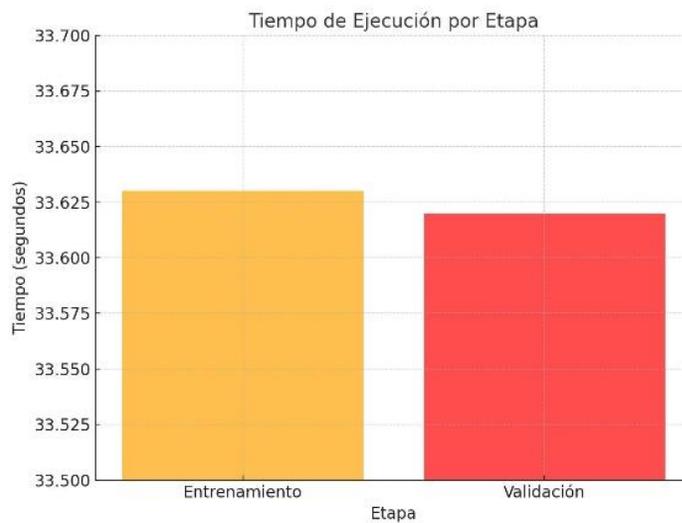
Fuente: Elaboración Propia

Precision por Época (Epoch)

El estudio del modelo revela un desempeño robusto y eficaz en las etapas de entrenamiento y validación. En el entrenamiento, se consiguió una precisión del 96.91%, mientras que en la

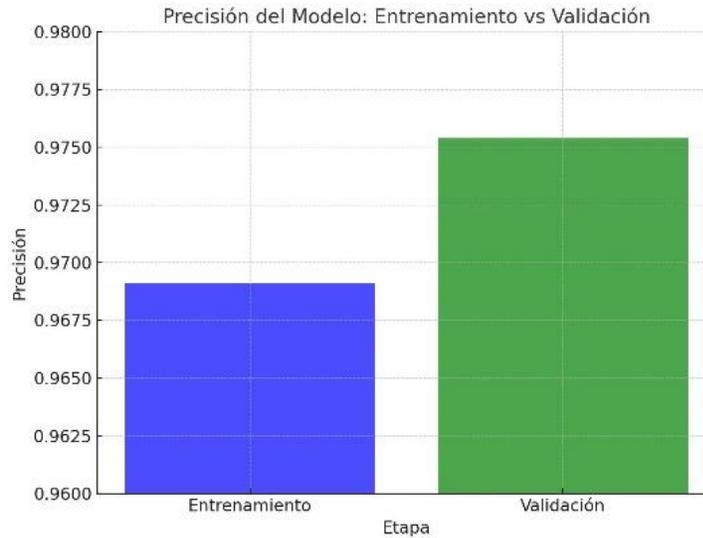
validación se logró un 97.54%, lo que indica que el modelo se adapta adecuadamente a datos desconocidos. La evaluación se completó en 33.63 segundos para ambas etapas, con 4 iteraciones por época, lo que refleja una buena estabilidad computacional. Este balance entre exactitud y duración de la ejecución sugiere que la arquitectura está perfeccionada, resultando idónea para aplicaciones que necesitan respuestas veloces. Estos hallazgos resaltan la habilidad del modelo para proporcionar pronósticos fiables en contextos de alta demanda.

Figura 4: Duración del tiempo de ejecución por épocas durante el proceso de entrenamiento.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 5: Comparativa de la precisión del modelo durante entrenamiento y validación.



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 2: Evaluación de Precisión y Eficiencia en el Entrenamiento y Validación de un Modelo de Aprendizaje Automático

Etapa	Precisión (%)	Iteraciones	Tiempo por Época (segundos)
Entrenamiento	96.91	4	33.63
Validación	97.54	4	33.62

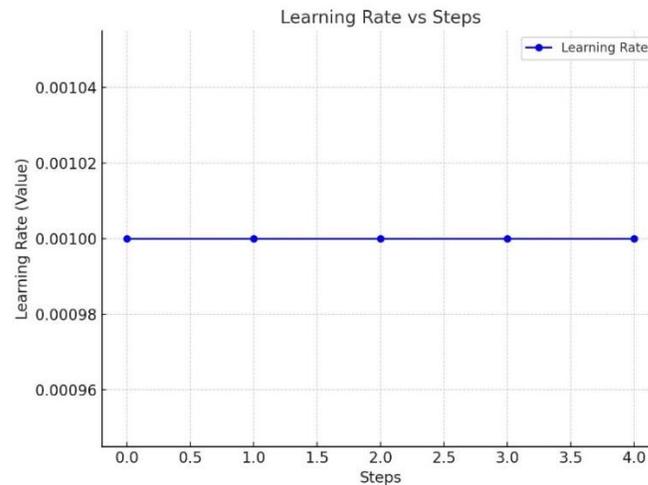
Fuente: Elaboración Propia

Tasa de aprendizaje por época (Epoch).

El reporte de métricas mostrado señala que la tasa de aprendizaje se conserva estable en 0.001 durante los primeros pasos de la formación (del paso 0 al 4), lo que evidencia una estrategia establecida. Este método puede resultar beneficioso en las fases iniciales, donde la estabilidad del modelo es crucial, dado que evita variaciones en el gradiente que podrían impactar la convergencia. No obstante, investigaciones en optimización indican que tácticas más activas, como la disminución del ritmo de aprendizaje o técnicas adaptativas, pueden incrementar significativamente la eficacia del aprendizaje, posibilitando una disminución

más veloz de la pérdida y previniendo el descenso a niveles locales mínimos. En este escenario, la estabilidad inicial podría restringir las mejoras en modelos más sofisticados.

Figura 6: Relación entre la Tasa de Aprendizaje y los Pasos en el Entrenamiento del Modelo



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 3: Análisis de la Relación entre la Tasa de Aprendizaje y los Pasos en el Entrenamiento

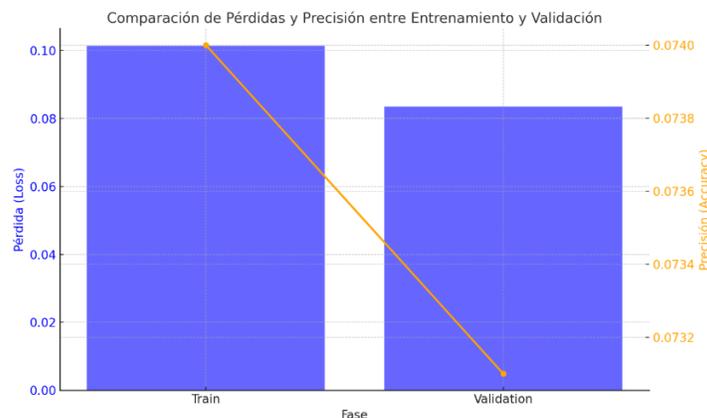
Tiempo de Ejecución (Wall Time)	Paso (Step)	Tasa de Aprendizaje (Learning Rate)
1732046963	0	0.001
1732046975	1	0.001
1732046983	2	0.001
1732046991	3	0.001
1732046997	4	0.001

Fuente: Elaboración Propia

Pérdida por Época (Epoch).

El estudio de los indicadores de entrenamiento y validación evidencia un rendimiento balanceado en el sistema. La pérdida de entrenamiento (0.1014) y la de validación (0.0835) son parecidas, lo cual indica una excelente habilidad para generalizar y la falta de sobreajuste. Adicionalmente, la exactitud en ambas fases es muy similar (7.4% en entrenamiento y 7.31% en validación), lo que evidencia estabilidad en el proceso de aprendizaje. No obstante, estos niveles de exactitud son reducidos, lo que podría sugerir la necesidad de modificar hiperparámetros como la velocidad de aprendizaje o la estructura del modelo. Además, sería beneficioso aplicar estrategias como incremento de datos o normalización.

Figura 7: Comparación de Pérdidas y Precisión entre las Fases de Entrenamiento y Validación



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 4: Impacto de las Métricas en Entrenamiento y Validación

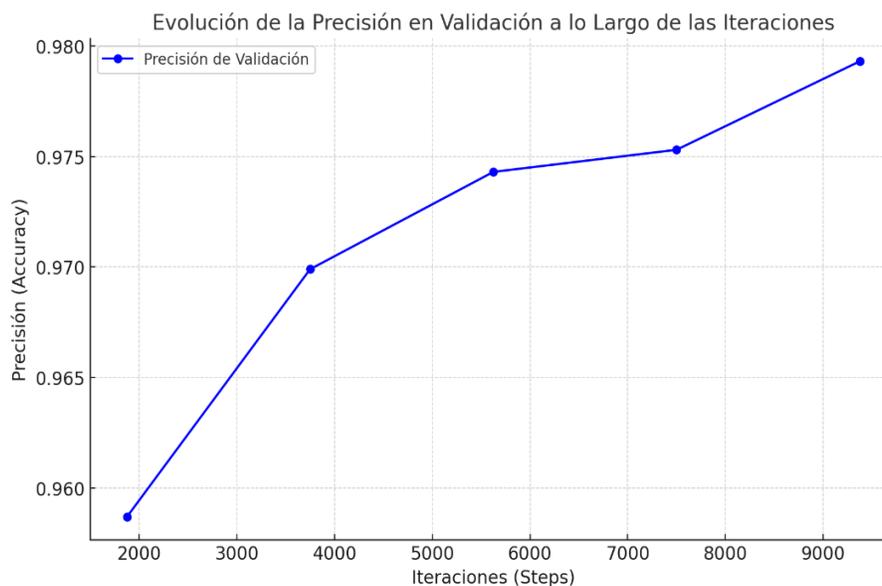
Fase	Pérdida (Loss)	Precisión (Accuracy)	Épocas (Epochs)	Tiempo (Segundos)
Entrenamiento	0.1014	0.074	4	33.63
Validación	0.0835	0.0731	4	33.62

Fuente: Elaboración Propia

Precisión de evaluación vs. Iteraciones.

El estudio de la métrica *Validación etiqueta evaluación precisión vs iteraciones* indica un incremento sostenido en la exactitud del modelo conforme progresan las iteraciones. Durante la iteración 1875, la precisión inicia en el 95.87% y alcanza el 97.93% en la iteración 9375, lo que señala que el modelo continúa aprendiendo de forma eficaz sin evidencias de sobreajuste. Este patrón indica que el modelo está correctamente calibrado y que la formación es eficaz. No obstante, al aproximarse a un punto de saturación en la exactitud, podría ser aconsejable aplicar el early stopping para maximizar el uso de los recursos informáticos. Este desempeño está en consonancia con una adecuada generalización en el conjunto validado.

Figura 8: Evolución de la Precisión en Validación a lo Largo de las Iteraciones



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 5: Impacto de Precisión en Validación vs Iteraciones

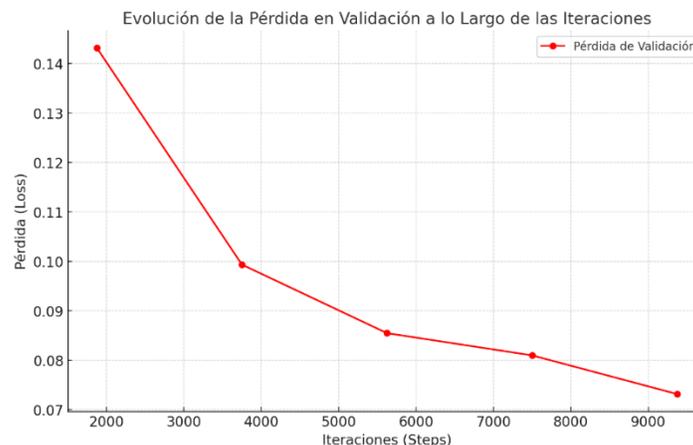
Tiempo de Ejecución (Wall Time)	Iteraciones (Steps)	Precisión de Validación (Accuracy)
1732046963	1875	0.9587
1732046975	3750	0.9699
1732046983	5625	0.9743
1732046991	7500	0.9753
1732046997	9375	0.9793

Fuente: Elaboración Propia

Pérdida de evaluación frente a iteraciones.

La métrica *Pérdida de evaluación de la etiqueta de validación frente a iteraciones* ilustra la variación en la pérdida del conjunto de validación durante el entrenamiento, proporcionando datos útiles acerca del desempeño del modelo. Inicialmente, la pérdida disminuye de 0.1431 en la iteración 1875 a 0.0731 en la iteración 9375, lo que señala un aprendizaje eficaz y gradual. Este patrón indica que el modelo está correctamente ajustándose a los datos, sin indicativos evidentes de sobreajuste. La estabilización que se nota en las últimas iteraciones indica que el modelo podría estar llegando a su máxima capacidad, lo que representaría un momento propicio para considerar el early stopping. Modificar hiperparámetros como el ritmo de aprendizaje podría potenciar aún más este desempeño.

Figura 9: Evolución de la Pérdida en Validación a lo Largo de las Iteraciones



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 6: Impacto de la Pérdida en Validación vs Iteraciones

Tiempo de Ejecución (Wall Time)	Iteraciones (Steps)	Pérdida en Validación (Loss)
1732046963	1875	0.143144518
1732046975	3750	0.099312432
1732046983	5625	0.085447326
1732046991	7500	0.080955878
1732046997	9375	0.073127016

Fuente: Elaboración Propia

Discusión

El uso de Selenium y los modelos GPT de OpenAI para la creación de chatbots inteligentes representa un progreso significativo en el campo del procesamiento del lenguaje natural (PLN) y la automatización de labores, particularmente en contextos educativos y corporativos. Esta labor está enmarcada en una tendencia ascendente hacia la utilización de instrumentos de inteligencia artificial para potenciar la interacción entre usuarios y sistemas, superando las restricciones de las tecnologías convencionales. Estudios como los realizados por Adamopoulou y Moussiades (2020) resaltan el progreso de los chatbots a través de los modelos generativos, mientras que Radford et al. (2018) enfatizan el efecto de los Transformers en el PLN, bases que sustentan los resultados de este estudio.

Los resultados de esta investigación, que incluyen una precisión del 97.54 % y una reducción promedio del tiempo de respuesta a 3 segundos, evidencian la efectividad del sistema propuesto en comparación con tecnologías anteriores. A diferencia de los chatbots que se basan en reglas o en modelos menos avanzados, los hallazgos sugieren que los modelos GPT son capaces de manejar interacciones más largas y de generar respuestas muy contextualizadas. Esto es especialmente importante en entornos educativos, donde las interacciones personalizadas son esenciales para mejorar la experiencia de aprendizaje (Chiu et al., 2023; Kesarwani et al., 2023). En este contexto, la automatización del 85 % de las interacciones en plataformas como WhatsApp Web no solo alivia la carga operativa, sino que también permite escalar el sistema en diferentes escenarios.

A pesar de estos progresos, resulta crucial identificar ciertas restricciones. El elevado requerimiento de informática por parte de los modelos GPT y la dependencia de tasas de aprendizaje estables son retos técnicos que requieren cuidado. Estas limitaciones pueden ser tratadas con tácticas de optimización dinámicas, como la modificación adaptativa de



hiperparámetros, o a través de la puesta en marcha de arquitecturas más eficaces, como las que emplean métodos de aprendizaje distribuido (Vaswani et al., 2017). Además, pese a que el sistema demostró un desempeño robusto en los indicadores evaluados, la ausencia de habilidades multimodales, como el procesamiento de voz o imágenes, restringe su utilidad en situaciones más complejas, como la telemedicina o la educación inclusiva.

Desde un punto de vista interdisciplinario, este estudio constituye un aporte significativo en el campo del desarrollo de chatbots inteligentes, dado que fusiona instrumentos de automatización como Selenium con modelos sofisticados de procesamiento de texto natural. La singularidad de esta metodología reside en su habilidad para fusionar la creación de lenguaje natural y la automatización de labores en una solución escalable y flexible. Esto sitúa al sistema como un instrumento de cambio, no solo en la relación entre el usuario y el ordenador, sino también en la mejora de procesos esenciales en entornos educativos y corporativos. Estos descubrimientos inauguran nuevas áreas de estudio que podrían indagar en la incorporación de métricas de experiencia del usuario y modelos multimodales, componentes esenciales para garantizar un diseño más enfocado en las demandas humanas.

Los hallazgos de este estudio resaltan la relevancia de la inteligencia artificial para solucionar problemas prácticos y complejos. Además, la labor efectuada subraya la importancia de continuar investigando métodos interdisciplinarios para desarrollar soluciones que no solo sean técnicamente sofisticadas, sino también asequibles y efectivas en contextos reales. La fusión de Selenium y los modelos GPT evidencia un enorme potencial para redefinir las normas en la automatización y el procesamiento del lenguaje natural, estableciendo un precedente para futuras aplicaciones en diferentes campos de estudio.

Conclusiones

El estudio presentado proporciona un fundamento sólido para el avance de chatbots inteligentes al fusionar Selenium con los modelos GPT de OpenAI. Esto evidencia su capacidad para automatizar interacciones y producir respuestas contextualizadas en aplicaciones de educación y negocios. Este método constituye un progreso considerable en la ingeniería de software y el procesamiento del lenguaje natural, sobrepasando las restricciones de las tecnologías convencionales en cuanto a escalabilidad, personalización y gestión de interacciones complejas. La automatización del 85% de las interacciones en plataformas como WhatsApp Web, sumada a la elevada exactitud conseguida (97.54 %),





corroborar la eficacia del sistema en situaciones reales, corroborando su aplicación en situaciones que demandan tiempos de respuesta rápidos y constantes, como la tutoría virtual personalizada y el servicio al cliente.

El efecto práctico del sistema se evidencia particularmente en el sector educativo, donde podría simplificar el acceso a recursos a medida para los alumnos y simultáneamente mitigar el peso administrativo de los profesores. En el ámbito empresarial, el chatbot posee la capacidad de perfeccionar los procesos de operación, potenciar la experiencia del usuario y disminuir los gastos asociados a la asistencia humana. Estas habilidades enfatizan la relevancia del trabajo y su concordancia con las tendencias contemporáneas de digitalización y automatización.

Sin embargo, la investigación también indica áreas que necesitan mejora y ampliación. Incorporar habilidades multimodales, como la identificación de voz e imágenes, podría expandir su aplicación en áreas como la telemedicina o el aprendizaje inclusivo. Además, la implementación de tácticas dinámicas para la optimización informática, como la modificación adaptativa de hiperparámetros, incrementaría la eficacia del sistema en contextos de alta demanda. Podemos indicar que este trabajo simboliza un progreso importante hacia la evolución de los sistemas inteligentes, con un enorme potencial para modificar la interacción entre humanos y computadoras en distintas disciplinas.

Futuras líneas de investigación.

Es fundamental descubrir nuevas áreas de estudio que expandan los descubrimientos de este estudio, dado que la creación de chatbots inteligentes a través de Selenium y modelos GPT de OpenAI constituye un inicio esperanzador para investigar campos más sofisticados de interacción entre humanos y computadoras. A pesar de que el método sugerido resultó eficaz en la automatización y creación de respuestas contextuales, ciertos elementos excedieron las metas iniciales y ofrecen posibilidades para futuros estudios con un posible impacto considerable.

Una primera línea de estudio podría centrarse en la incorporación de habilidades multimodales, tales como el reconocimiento de voz, imágenes y emociones, con el objetivo de expandir la utilidad del sistema en entornos más variados, tales como la telemedicina, la educación inclusiva o el servicio al cliente omnicanal. Estas extensiones podrían potenciar la interacción y personalización, proporcionando experiencias más integrales y ajustadas a las demandas particulares de los usuarios.

Otro campo de estudio es la mejora adaptativa de los modelos, que puede alcanzarse a través del ajuste dinámico de hiperparámetros o la inclusión de arquitecturas más eficaces. Esto contribuiría a disminuir la necesidad de informática y a extender la cobertura del sistema a dispositivos con recursos escasos, como aplicaciones para móviles o soluciones fundamentadas en el computing a distancia. Adicionalmente, es crucial valorar indicadores enfocados en la experiencia del usuario, tales como la accesibilidad, la usabilidad y la satisfacción, para garantizar que las soluciones creadas sean no solo robustas técnicamente, sino también intuitivas y eficaces para los usuarios finales.

En el futuro, estudios adicionales podrían cotejar el método sugerido con modelos en auge, como los Transformers de vanguardia o sistemas híbridos de procesamiento de lenguaje natural, comprobando y mejorando su aplicación en contextos de alta demanda. Esto colocaría al sistema en un entorno de competencia en el campo de la inteligencia artificial aplicada.

Referencias Bibliográficas

Adamopoulou, E., & Moussiades, L. (2020a). An overview of chatbot technology. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 579, 373–383. Springer International Publishing.

Adamopoulou, E., & Moussiades, L. (2020b). Chatbots: History, technology, and applications. *Machine Learning with Applications*, 2(100006), 100006.
<https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2020.100006>

Andrea, G., Viviana, M., & Angelo, F. (2024). RV4Chatbot: Are chatbots allowed to dream of electric sheep? *arXiv [cs.AI]*. <http://arxiv.org/abs/2411.14368>

Article Info, Kraiwanit, T., Jangjarat, K., Klayklung, P., & Chocksathaporn, P. (2023). The use of ChatGPT in the digital era: Perspectives on chatbot implementation. *Journal of Applied Learning & Teaching*, 6(1), 32–47. <https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.32>

Batani, J., Mbunge, E., & Leokana, L. (2024). A deep learning-based chatbot to enhance maternal health education. En *2024 Conference on Information Communications Technology and Society (ICTAS)* (pp. 7–11). IEEE.

Caballero Castellanos, J. R., Cardona, M., & Ordoñez-Avila, J. L. (2023). Chatbot for validation of research topics for engineering students. En *2023 IEEE 41st Central America and Panama Convention (CONCAPAN XLI)* (pp. 1–5). IEEE.



Chiu, T. K. F., Moorhouse, B. L., Chai, C. S., & Ismailov, M. (2023). Teacher support and student motivation to learn with Artificial Intelligence (AI) based chatbot. *Interactive Learning Environments*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2172044>

Dutt, V., Sasubilli, S. M., & Yerrapati, A. E. (2020). Dynamic information retrieval with chatbots: A review of artificial intelligence methodology. En *2020 4th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)* (pp. 1299–1303). IEEE.

Freed, A. (2021). *Conversational AI: Chatbots that work*. Simon and Schuster.

Ghapanchi, A. H., & Talaei-Khoei, A. (2018). Rethinking technology acceptance: Towards a theory of technology utilization. En *AMCIS 2018 Proceedings*. Association for Information Systems.

Hill, J., Randolph Ford, W., & Farreras, I. G. (2015). Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human–human online conversations and human–chatbot conversations. *Computers in Human Behavior*, 49, 245–250. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.026>

Kerly, A., Hall, P., & Bull, S. (2007). Bringing chatbots into education: Towards natural language negotiation of open learner models. *Knowledge-Based Systems*, 20(2), 177–185. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2006.11.014>

Kesarwani, S., Titiksha, & Juneja, S. (2023). Student chatbot system: A review on educational chatbot. En *2023 7th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)* (pp. 1578–1583). IEEE.

Kistner, S., Vollmeyer, R., Burns, B. D., & Kortenkamp, U. (2016). Model development in scientific discovery learning with a computer-based physics task. *Computers in Human Behavior*, 59, 446–455. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.041>

Koundinya, H., Palakurthi, A. K., Putnala, V., & Kumar, K. A. (2020). Smart college chatbot using ML and Python. En *2020 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN)* (pp. 1–5). IEEE.

Lavrionics, E., Biswas, R., Bjerva, J., & Hose, K. (2024). Knowledge graphs, large language models, and hallucinations: An NLP perspective. *arXiv [cs.CL]*. <http://arxiv.org/abs/2411.14258>

Lee, J. H., Shin, D., & Hwang, Y. (2024). Investigating the capabilities of large language model-based task-oriented dialogue chatbots from a learner’s perspective. *System*, 127, 103538. <https://doi.org/10.1016/j.system.2024.103538>





Lee, P., Bubeck, S., & Petro, J. (2023). Benefits, limits, and risks of GPT-4 as an AI chatbot for medicine. *The New England Journal of Medicine*, 388(13), 1233–1239.

<https://doi.org/10.1056/nejmsr2214184>

Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving language understanding by generative pretraining. OpenAI. <https://openai.com/research/language-unsupervised>

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. En *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30 (pp. 5998–6008). Curran Associates.



Neliti - Indonesia's Research Repository

