



Universidad
Nacional
de Loja

Universidad Nacional de Loja

Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales
No Renovables.

Carrera de Ingeniería en Sistemas

Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con
contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en
Ecuador para el periodo 2021-2025

Trabajo de Titulación previo a
la obtención del título de
Ingeniero en Sistemas.

AUTOR:

Edmundo José Pezantes Urrego

DIRECTOR:

Ing. Oscar M. Cumbicus-Pineda, Mg.Sc.

LOJA - ECUADOR

2023

Certificación

Loja, 24 de marzo del 2023

Ing. Oscar Miguel Cumbicus Pineda, Mg.Sc.

DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

CERTIFICO:

Que he revisado y orientado todo el proceso de elaboración del Trabajo de Titulación denominado: **Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025**, previo a la obtención del título de **Ingeniero en Sistemas**, de la autoría del estudiante **Edmundo José Pezantes Urrego**, con cédula de identidad Nro.**1105084212**, una vez que el trabajo cumple con todos los requisitos exigidos por la Universidad Nacional de Loja, para el efecto, autorizo la presentación del mismo para su respectiva sustentación y defensa.

Ing. Oscar Miguel Cumbicus Pineda, Mg.Sc.

DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Autoría

Yo, **Edmundo José Pezantes Urrego**, declaro ser el autor del presente Trabajo de Titulación y eximo expresamente a la Universidad Nacional de Loja y a sus representantes jurídicos de posibles reclamos o acciones legales por el contenido del mismo. Adicionalmente acepto y autorizo a la Universidad Nacional de Loja, la publicación de mi Trabajo de Titulación en el Repositorio Institucional - Biblioteca Virtual.

Firma:

Autor: Edmundo José Pezantes Urrego.

Cédula: 1105084212

Fecha: 8 de mayo de 2023

Correo electrónico:

Edmundo.j.pezantes@unl.edu.ec

Teléfono: 0968822867

Carta de autorización por parte del autor, para consulta, reproducción parcial o total y/o publicación electrónica del texto completo del Trabajo de Titulación.

Yo, **Edmundo José Pezantes Urrego**, declaro ser autor del Trabajo de Titulación denominado: **Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025**, como requisito para optar por el título de **Ingeniero en Sistemas**; autorizo al Sistema Bibliotecario de la Universidad Nacional de Loja para que con fines académicos, muestre la producción intelectual de la Universidad, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera en el Repositorio Institucional:

Los usuarios pueden consultar el contenido de este trabajo en el Repositorio Institucional, en las redes de información del país y del exterior, con las cuales tenga convenio la Universidad.

La Universidad Nacional de Loja, no se responsabiliza por plagio o copia del Trabajo de Titulación que realice un tercero.

Para constancia de esta autorización, en la ciudad de Loja, a los ocho días del mes de mayo del dos mil veintitrés.

Firma:

Autor: Edmundo José Pezantes Urrego

Cédula: 1105084212

Dirección: Loja (c. España y Chile)

Correo electrónico:

edmundo.j.pezantes@unl.edu.ec

Teléfono: 0968822867

DATOS COMPLEMENTARIOS:

Director de Trabajo de Titulación: Ing. Oscar Miguel Cumbicus Pineda, Mg. Sc.

Dedicatoria

Quiero dedicar este Trabajo de Titulación a mi familia, de manera especial a mis padres, José María Pezantes Chuquirima y Gloria Esperanza Urrego Ojeda, por su amor, sacrificio, confianza, y por haber inculcado en mí valores y principios que me han guiado en este camino. También quiero agradecer a mis hermanos, Antonio, Mercedes, Ximena, Vanessa, Johana y a mi sobrina Sofía por todo su amor y apoyo incondicional a lo largo de este proceso, han sido mi mayor motivación en los momentos difíciles.

Finalmente, quiero agradecer a mis compañeros de estudio con los que inicié esta carrera, de quienes aprendí mucho y compartí grandes momentos. A todas las personas que estuvieron a mi lado durante estos cinco años, apoyándome y contribuyendo a hacer realidad este sueño, les doy las gracias de corazón.

Edmundo José Pezantes Urrego

Agradecimiento

Deseo expresar mi agradecimiento a Dios, por brindarme salud, sabiduría y perseverancia para lograr todas mis metas con dedicación y esfuerzo. Asimismo, quiero reconocer el apoyo incondicional que mis padres me brindaron en mi formación académica. Agradezco al Ing. Oscar Cumbicus Pineda Mg. Sc., quien, como director de mi Trabajo de Titulación, con su experiencia y conocimiento me supo orientar para culminar con éxito mi investigación.

Agradezco a la Universidad Nacional de Loja, así como a todos los docentes y compañeros de la carrera de Ingeniería en Sistemas, por su generosidad en compartir su conocimiento y brindarme su apoyo.

Edmundo José Pezantes Urrego

Índice de contenidos

Portada	i
Certificación	ii
Autoría	iii
Carta de autorización	iv
Dedicatoria	V
Agradecimiento	vi
Índice de contenidos	vii
Índice de tablas:	xi
Índice de figuras:.....	xi
Índice de anexos:.....	xiii
1. Título	1
2. Resumen	2
2.1. Abstract.....	3
3. Introducción	4
4. Marco teórico	6
4.1. Antecedentes	6
4.1.1. Violencia política de género	6
4.2. Conceptos preliminares	7
4.2.1. Metodología Descubrimiento de Conocimiento en Textos (Knowledge Discovery from Text, KDT)	7
4.2.2. Modelo de lenguaje.....	8
4.2.3. Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN)	9
4.2.4. RoBERTuito	9
4.2.4.1. Arquitectura del modelo RoBERTuito	10
4.2.5. Fine-Tuning	11
4.2.6. Hugging Face.....	12
4.2.7. Streamlit.....	12
4.2.8. Google Colab	12
4.2.9. Snsrape.....	12
4.2.10. Tweepy	13
4.2.11. Pysentimiento	13

4.2.12. Transformers.....	13
4.2.13. Pytorch.....	13
4.2.14. Pandas.....	14
4.2.15. RegEx.....	14
4.2.16. Exactitud.....	14
4.2.17. Crowdsourcing.....	14
4.3. Trabajos relacionados.....	15
5. Metodología.....	19
5.1. Tipo de investigación.....	19
5.2. Métodos de investigación.....	19
5.2.1. Método sistémico.....	19
5.2.2. Método experimental.....	19
5.3. Técnicas.....	20
5.3.1. Entrevista.....	20
5.3.2. Encuesta.....	20
5.3.3. Web scraping.....	20
5.3.4. Crowdsourcing.....	20
5.3.5. Fine tuning.....	21
5.4. Metodología.....	21
6. Resultados.....	24
6.1. Objetivo 1: Construir un conjunto de datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.....	24
Fase I: Comprender el dominio de la aplicación.....	24
Tarea 1: Estudio de casos.....	24
Fase II: Adquisición del conjunto de datos objetivo.....	24
Tarea 2: Recolección de los datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.....	24
Fase III: Limpieza de datos, preprocesamiento y transformación.....	25
Tarea 3: Limpieza y preprocesamiento de datos.....	25
Tarea 4: Transformación.....	27
6.2. Objetivo 2: Construir la arquitectura del modelo utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito.....	33

Fase IV: Desarrollo del modelo	33
Tarea 1: Diseñar la arquitectura del modelo.	33
Esquema general de entrenamiento del Modelo:	33
Arquitectura del Modelo:.....	33
Arquitectura del prototipo:.....	34
Tarea 2: Entrenamiento del modelo de lenguaje creado utilizando RoBERTuito.35	
6.3. Objetivo 3: Evaluar la precisión del modelo de lenguaje construido mediante una muestra de usuarios.	40
Fase V: Interpretación y visualización de los resultados.	40
Tarea 1: Evaluar el modelo entrenado.	40
Fase VI: Crear prototipo.	41
Tarea 2: Desarrollo de prototipo.	41
Codificar en base al diseño.	41
Desarrollo del prototipo de una aplicación web.....	46
Tarea 3: Evaluación del prototipo.....	48
7. Discusión.....	58
7.1. Desarrollo de la propuesta.....	58
7.1.1. Objetivo 1: Construir un conjunto de datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.	58
7.1.2. Objetivo 2: Construir la arquitectura del modelo utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito.....	59
7.1.3. Objetivo 3: Evaluar la precisión del modelo de lenguaje construido mediante una muestra de usuarios.	60
7.2. Valoración técnica, económica, ambiental y social	61
7.2.1. Valoración técnica	61
7.2.2. Valoración económica	61
7.2.3. Valoración ambiental.....	62
7.2.4. Valoración social	62
8. Conclusiones.....	64
9. Recomendaciones.....	65
9.1. Trabajos futuros.....	66
9.2. Limitaciones:	66

10. Bibliografia.....	68
11. Anexos.....	72

Índice de tablas:

Tabla 1. Resultados de RoBERTuito. Fuente: [17].....	10
Tabla 2. Trabajos Relacionados.	15
Tabla 3. Características de los tweets obtenidos.	25
Tabla 4. Expresiones regulares utilizadas.	26
Tabla 5. Tweets clasificados por crowdsourcing.	28
Tabla 6. Resultados del Fine Tuning.....	36
Tabla 7. Evaluación de las respuestas presentadas por el prototipo.	51
Tabla 8. Evaluación del prototipo con las cuentas de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.....	53
Tabla 9. Recursos - Talento humano.....	61
Tabla 10. Recursos - Técnicos y tecnológicos.	61
Tabla 11. Recursos - Servicios.....	62
Tabla 12. Totalidad de los recursos económicos.....	62
Tabla 13. Clasificación correcta de violencia política de género.....	90
Tabla 14. Clasificación correcta de no violencia política de género.....	91
Tabla 15. Satisfacción con el software propuesto.	93

Índice de figuras:

Figura 1. Metodología KDT. Fuente: [7].....	7
Figura 2. Arquitectura RoBERTa. Fuente: [19].....	10
Figura 3. Metodología aplicada en el presente Trabajo de Titulación.	21
Figura 4. Primer escenario de twest con y sin emojis.	26
Figura 5. Segundo escenario de twest con y sin emoji.....	27
Figura 6. Validación de clasificación de la etiqueta violencia política de género.	29
Figura 7. Porcentaje de asertividad en la clasificación del dataset.	29
Figura 8. Desequilibrio en las clases del dataset clasificado por crowdsourcing. 0 : no violencia política de género, 1: violencia política de género.....	30
Figura 9. Equilibrio en las clases del dataset generando muestras sintéticas. 0: no violencia política de género, 1: violencia política de género.....	31
Figura 10. Equilibrio en las clases del dataset eliminando muestras de la clase mayoritaria. 0: no violencia política de género, 1: violencia política de género.	31
Figura 11. Tokenización del texto.....	32
Figura 12. Esquema general de entrenamiento del Modelo.....	33
Figura 13. Arquitectura General Prototipo.....	35
Figura 14. Precisión de entrenamiento del modelo.....	37
Figura 15. Pérdidas de entrenamiento del modelo.....	38
Figura 16. Hiperparámetros ajustados.....	38
Figura 17. Resultado de entrenamiento del modelo con datos minoritarios.....	39
Figura 18. Resultado de evaluación del modelo.....	39
Figura 19. Evaluación del modelo.....	41
Figura 20. Tokens de acceso y de consumo.....	41
Figura 21. Configuración y acceso a los tokens.....	42
Figura 22. Proceso de autenticación.....	42
Figura 23. Creación y llamada a la API.....	42
Figura 24. Aviso sobre la realización de la búsqueda.....	43
Figura 25. Respuesta de la herramienta.....	44
Figura 26. Aviso sobre el ingreso de un usuario inexistente.....	44
Figura 27. Aviso sobre el ingreso de un término inexistente.....	45
Figura 28. Usuario incorrecto.....	45
Figura 29. Modelo Ajustado.....	46
Figura 30. Levantamiento de la Interfaz.....	47
Figura 31. Repositorio secreto para los tokens.....	47
Figura 32. Prototipo levantado en la web.....	48
Figura 33. Clasificación correcta de no violencia política de género.....	49
Figura 34. Clasificación correcta de no violencia política de género.....	50
Figura 35. Satisfacción con el software propuesto.....	50
Figura 36. Porcentaje de Asambleístas que han sufrido violencia política de género en twitter.....	56
Figura 37. Resultados del análisis de los datos de las asambleístas.....	57
Figura 38. Ajustes de la primera prueba realizada.....	80

Figura 39. Resultados entrenamiento de la primera prueba realizada.....	80
Figura 40. Resultados evaluación de la primera prueba realizada.	80
Figura 41. Ajustes de la segunda prueba realizada.	81
Figura 42. Resultados entrenamiento de la segunda prueba realizada.	81
Figura 43. Resultados evaluación de la segunda prueba realizada.....	81
Figura 44. Ajustes de la tercera prueba realizada.....	82
Figura 45. Resultados entrenamiento de la tercera prueba realizada.	82
Figura 46. Resultados evaluación de la tercera prueba realizada.....	82
Figura 47. Ajustes de la cuarta prueba realizada.....	83
Figura 48. Resultados entrenamiento de la cuarta prueba realizada.	83
Figura 49. Resultados evaluación de la cuarta prueba realizada.	83
Figura 50. Ajustes de la quinta prueba realizada.	84
Figura 51. Resultados entrenamiento de la quinta prueba realizada.	84
Figura 52. Resultados evaluación de la quinta prueba realizada.....	84
Figura 53. Ajustes de la sexta prueba realizada.	85
Figura 54. Resultados entrenamiento de la sexta prueba realizada.....	85
Figura 55. Resultados evaluación de la sexta prueba realizada.	85
Figura 56. Ajustes de la séptima prueba realizada.	86
Figura 57. Resultados entrenamiento de la séptima prueba realizada.....	86
Figura 58. Resultados evaluación de la séptima prueba realizada.	86
Figura 59. Ajustes de la octava prueba realizada.	87
Figura 60. Resultados entrenamiento de la octava prueba realizada.....	87
Figura 61. Resultados evaluación de la octava prueba realizada.	87
Figura 62. Clasificación correcta de no violencia política de género.	90
Figura 63. Clasificación correcta de no violencia política de género.	91
Figura 64. Utilidad de la herramienta.	92
Figura 65. Satisfacción con el software propuesto.....	93
Figura 66. Recomendaciones de mejoras para la herramienta.	94

Índice de anexos:

Anexo 1. Léxico de expresiones violentas.....	72
Anexo 2. Entrevistas	75
Anexo 3. Hiperparámetros Ajuste (Fine Tuning)	80
Anexo 4. Encuesta de satisfacción del prototipo propuesto realizada a mujeres involucradas en la política.....	88
Anexo 5. Evaluación del prototipo con los datos de las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.	95
Anexo 6. Informe dirigido a Abg. Luis Hernán Cisneros	97
Anexo 12. Certificación de traducción del resumen de español a inglés.....	102

Glosario:

- **UNL:** Universidad Nacional de Loja.
- **FEIRNNR:** Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables.
- **TT:** Trabajo de Titulación
- **KDT:** Metodología Descubrimiento de Conocimiento en Textos.
- **PLN:** Procesamiento del Lenguaje Natural.
- **ML:** Modelo de Lenguaje

1. Título

Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025

2. Resumen

En Ecuador, según el Instituto Nacional de Estadística y Censos, 65 de cada 100 mujeres han sufrido algún tipo de violencia en diferentes ámbitos a lo largo de su vida. Uno de estos ámbitos es la política, donde las mujeres enfrentan diversas formas de violencia, ya sea dentro de los partidos políticos o en otros espacios relacionados con la esfera política, familias, comunidades e inclusive en las redes sociales. Ante esta problemática, en el presente Trabajo de Titulación se plantea como objetivo general, construir un modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025. Se tomaron como referencia las fases de la metodología de Descubrimiento de Conocimiento en Textos (KDT), ya que los datos que se trabajó son textos, los cuales se procesaron en el lenguaje de programación Python, utilizando herramientas y librerías como Transformers de HuggingFace para llevar a cabo la tokenización de los textos y PyTorch para la ejecución y ajuste del modelo RoBERTuito, la interfaz de usuario se diseñó utilizando la plataforma Streamlit para permitir la interacción con el prototipo. Además, para levantar los servicios se utilizó Spaces de Hugging Face. El rendimiento del modelo se evaluó con el accuracy de entrenamiento y el conjunto de datos de evaluación, obteniendo un modelo optimo para identificar contenido de violencia política de género. Se concluyó que es posible diseñar un prototipo funcional mediante el uso del modelo lenguaje creado a partir del modelo preentrenado RoBERTuito, ya que por medio de la evaluación realizada a las mujeres políticas validaron que las respuestas generadas por el prototipo resultaron apropiadas.

Palabras claves: *Violencia política de género, KDT, Procesamiento de Lenguaje Natural, Modelo de Lenguaje, RoBERTuito, Transformador, Python.*

2.1. Abstract

In Ecuador, according to the National Institute of Statistics and Censuses, 65 out of 100 women have suffered some type of violence in different areas throughout their lives. One of these areas is politics, where women face various forms of violence, either within political parties or in other spaces related to the political sphere, families, communities and even in social networks. Facing this problem, in the present research work the general objective is to build a language model using RoBERTuito, to identify tweets with content of gender political violence towards elected female senators in Ecuador for the period 2021-2025. The phases of the Knowledge Discovery in Texts (KDT) methodology were taken as a reference, since the data that were worked are texts, which were processed in the Python programming language, using tools and libraries such as HuggingFace Transformers to carry out the tokenization of the texts and PyTorch for the execution and adjustment of the RoBERTuito model, the user interface was designed using the Streamlit platform to allow interaction with the prototype. In addition, Spaces by Hugging Face was used to lift the services. The performance of the model was evaluated with the training accuracy and the evaluation data set, obtaining an optimal model to identify gender political violence content. It was concluded that it is possible to design a functional prototype through the use of the language model created from the RoBERTuito pretrained model, since through the evaluation carried out on the women politicians they validated that the responses generated by the prototype were appropriate.

Keywords: *Political gender violence, KDT, Natural Language Processing, Language Model, RoBERTuito, Transformer, Python.*

3. Introducción

Las plataformas de redes sociales han permitido que compartamos públicamente nuestras ideas y pensamientos, lo que ha llevado a un aumento de los discursos de odio según lo señalado por María Valdez [1]. Estos discursos incluyen la difusión de mensajes que son violentos, y que señalan a una determinada persona o grupos de personas. Este tipo de discurso puede tener consecuencias graves, como el rechazo de estos grupos en su entorno y la posibilidad de convertirse en víctimas de delitos motivados por el odio.

En los últimos tiempos, Twitter se ha convertido en una red social cada vez más popular, y ahora es considerada la plataforma de microblogging más utilizada con más de 330 millones de usuarios, generando alrededor de 500 millones de mensajes diarios. Debido a esto, Verónica Chamorro [2] manifiesta que se ha convertido en una valiosa fuente de información para una amplia gama de temas, desde acontecimientos actuales hasta noticias de interés y noticias específicas para grupos particulares.

En Ecuador, según el Instituto Nacional de Estadística y Censos [3], en sus datos correspondientes a la Encuesta Nacional realizada sobre las Relaciones Familiares y Violencia de Género contra las Mujeres (ENVIGMU), indica que 65 de cada 100 mujeres en el país, han experimentado por lo menos un hecho de algún tipo de violencia en alguno de los distintos ámbitos a lo largo de su vida. Uno de estos ámbitos es la política, donde las mujeres enfrentan diversas formas de violencia, ya sea dentro de los partidos políticos o en otros espacios relacionados con la esfera política, familias, comunidades e inclusive en las redes sociales.

Bajo este contexto, el presente Trabajo de Titulación denominado “Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025”, tiene como objetivo general construir un modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025, con el fin de brindar una propuesta para identificar contenido de violencia política de género en la red social de twitter.

Este trabajo se desarrolló tomando como referencia la metodología de Descubrimiento de Conocimiento en Textos (KDT), la ejecución de cada una de sus fases permitió el cumplimiento de tres objetivos específicos planteados: 1) Construir un conjunto de datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025. 2) Construir la arquitectura del modelo utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito. 3) Evaluar la precisión del modelo de lenguaje construido mediante una muestra de usuarios.

Por último, el trabajo culmina con la discusión del análisis de los resultados obtenidos de cada objetivo planteado, conclusiones y recomendaciones.

4. Marco teórico

A continuación, se presenta conceptos relacionados con el tema del Trabajo de Titulación (TT), los cuales proporcionan sustento al mismo, esta información ha sido obtenida mediante una revisión bibliográfica, agregando a lo anteriormente mencionado se presenta una tabla que incluye todos los estudios desarrollados en la línea de investigación y que han sido seleccionados durante el proceso de revisión bibliográfica.

4.1. Antecedentes

4.1.1. Violencia política de género

Según el Mecanismo de Seguimiento de la Convención de Belém do Pará (MESECVI - OEA) la violencia política contra las mujeres debe entenderse como: Cualquier acción, conducta u omisión, realizada de manera directa o a través de terceros que, basada en su género, cause daño o sufrimiento a una o varias mujeres, y que tenga por objeto o por resultado menoscabar o anular el reconocimiento, goce o ejercicio de sus derechos políticos. La violencia política contra las mujeres puede incluir entre otras, violencia física, sexual, psicológica, moral, económica o simbólica [4].

En el Ecuador, el Consejo Nacional Para La Igualdad de Género, señala que la ley orgánica integral para prevenir y erradicar la violencia contra las Mujeres en el Art. 10. Literal f), define a la Violencia política como aquella violencia cometida por una persona o grupo de personas, directa o indirectamente, en contra de las mujeres que sean candidatas, militantes, electas, designadas o que ejerzan cargos públicos, defensoras de derechos humanos, feministas, lideresas políticas o sociales, o en contra de su familia. Esta violencia se orienta a acortar, suspender, impedir o restringir su accionar o el ejercicio de su cargo, o para inducirla u obligarla a que efectúe en contra de su voluntad una acción o incurra en una omisión, en el cumplimiento de sus funciones, incluida la falta de acceso a bienes públicos u otros recursos para el adecuado cumplimiento de sus funciones [5].

4.2. Conceptos preliminares

4.2.1. Metodología Descubrimiento de Conocimiento en Textos (Knowledge Discovery from Text, KDT)

Según Justicia de la Torre [6], el descubrimiento de conocimiento se ha venido realizando sobre los datos almacenados en bases de datos estructuradas. No obstante, la mayoría de la información disponible a tratar está en formato textual. Se define al descubrimiento de conocimiento como la extracción de información previamente desconocida y potencialmente útil a partir de los datos.

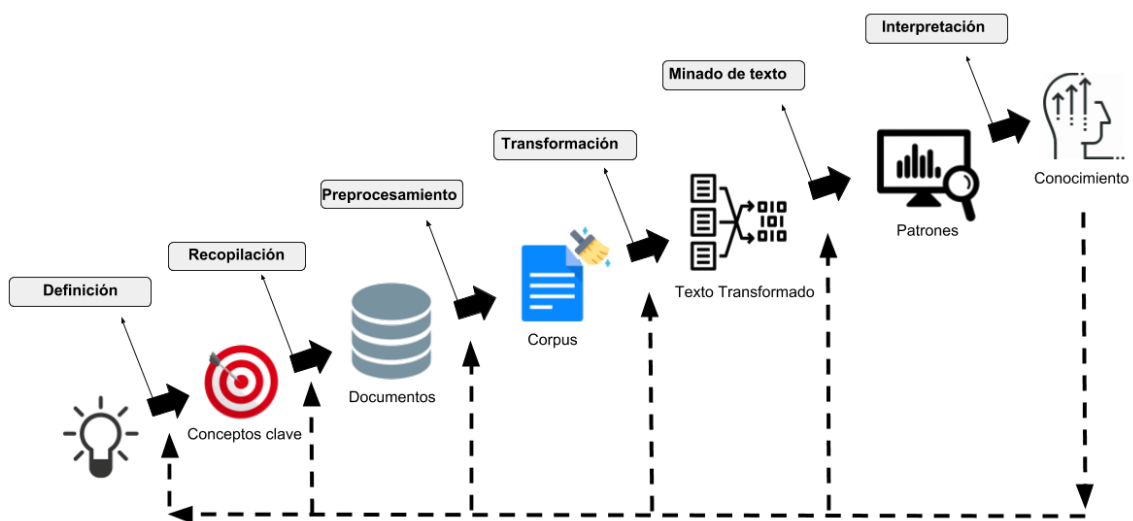


Figura 1. Metodología KDT. Fuente: [7]

Definición de conceptos: La definición de los conceptos claves es el primer paso de esta metodología, conceptos que definen al objeto de estudio, estos son escogidos de acuerdo a el objetivo que tiene cada investigador. Por ejemplo, si se pretende comprender la percepción de la población acerca de las energías renovables, los conceptos clave serán las energías renovables y cualquier otro término relacionado con esta temática [7].

Recopilación de información: Consiste en la adquisición de los documentos de textos que se va a utilizar. En muchos de los casos, los documentos relevantes van a venir dados o, más aun, determinados por el problema. Sin embargo, esto no siempre es así. Una vez los

documentos que nos interesan han sido identificados y se tiene acceso a ellos, puede ser necesario limpiarlos y asegurarnos de que son de calidad, en el caso, por ejemplo, de las páginas web [8].

Pre-Procesamiento: La principal tarea es efectuar la eliminación de ruidos y asegurar que la muestra sea de buena calidad. Esta tarea requiere de un extremo cuidado ya que la intervención humana puede comprometer la integridad de los datos en este proceso [8].

Transformación: La transformación de los datos es un proceso crucial que proporciona la estructura necesaria al texto, permitiendo su posterior análisis para la minería de texto, algunos procesos que se pueden aplicar son el lematizado (proceso mediante el cual se transforman las variaciones de las palabras con morfemas a su raíz, con el fin de evitar la presencia de múltiples variantes de una misma palabra y facilitar su análisis), el etiquetado (que es el proceso de clasificar las palabras en función tanto de su definición como de su contexto) y tokenizado (que es el proceso de partir el texto en elementos indivisibles llamados tokens) [9].

Minado de texto: Etapa de descubrimiento, que implica el uso de una representación estructurada de la información y la aplicación de una serie de algoritmos capaces de detectar patrones en los textos, dependiendo del objetivo de la investigación, se pueden utilizar distintos métodos, como los modelos de aprendizaje, la representación vectorial o la detección de patrones [10].

Interpretación de resultados: Constituye el paso final del proceso de KDT. Es el encargado de visualizar los resultados obtenidos. Dependiendo del producto final obtenido, así se construirá la visual. Esta se puede presentar en un formato estático o interactivo. Cada uno de ellos se puede representar mediante documentos ofimáticos, archivos PDF, páginas HTML, tanto estáticas como las que permiten interacción del usuario, mapas, entre otros [11].

4.2.2. Modelo de lenguaje

El modelado del lenguaje (ML) es una tarea fundamental para el procesamiento del lenguaje natural (PLN) y la comprensión del lenguaje [12], los modelos de aprendizaje automático

utilizados en el modelado del lenguaje tienen la capacidad de predecir próxima palabra en una oración mediante la consideración del contexto proporcionado por las palabras anteriores. Esta tarea se lleva a cabo mediante modelos que emplean una descripción probabilística de los datos, y que son utilizados en diversos campos, como el procesamiento del lenguaje natural, la visión por computadora y el reconocimiento de patrones [13].

4.2.3. Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN)

El PLN o Procesamiento del Lenguaje Natural, es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en el procesamiento de la comunicación humana a través de la tecnología. Esta disciplina también se considera una subdisciplina de la lingüística computacional centrada en el diseño de métodos y algoritmos que toman como entrada o producen como salida datos en la forma de lenguaje humano, involucra el uso de un conjunto de mecanismos que se programan en un lenguaje formal específico, lo que permite a las computadoras comunicarse con los seres humanos en su propio idioma. De esta manera, la tecnología es capaz de interpretar y generar texto de manera similar a como lo hace una persona [14][15].

Existen varias aplicaciones que pueden beneficiarse de una rama de la inteligencia artificial, la clasificación de texto es una de las más relevantes que se ha convertido en pilar fundamental de varias aplicaciones, desde las más conocidas, a) prevención de spam, b) análisis de sentimientos, c) identificación de noticias falsas, como aplicaciones más complejas y nuevas: d) encontrar diagnósticos de reportes médicos y e) construcción de agentes virtuales [16].

4.2.4. RoBERTuito

RoBERTuito, un modelo transformers a gran escala para texto generado por el usuario entrenado en tweets españoles. RoBERTuito es un modelo muy competitivo en entornos multilingües y de cambio de código, incluido el español y el inglés. Existen tres versiones entrenadas de RoBERTuito: con mayúscula, sin mayúscula y sin mayúscula + tilde. RoBERTuito en un punto de referencia de tareas que involucran texto generado por el usuario en español. Como se puede observar en la Tabla 1 supera a otros modelos de lenguaje pre-entrenados para este lenguaje como BETO, BERTin y RoBERTa-BNE . Las 4 tareas seleccionadas para la evaluación fueron: Detección de discurso de odio (usando SemEval

2019 Tarea 5, conjunto de datos HatEval), Análisis de sentimientos y emociones (usando conjuntos de datos TASS 2020) y Detección de ironía (usando conjunto de datos IrosVa 2019) [17].

Tabla 1. Resultados de RoBERTuito. Fuente: [17]

model	hate speech	sentiment analysis	emotion analysis	irony detection	score
robertuito-uncased	0.801 ± 0.010	0.707 ± 0.004	0.551 ± 0.011	0.736 ± 0.008	0.6987
robertuito-deacc	0.798 ± 0.008	0.702 ± 0.004	0.543 ± 0.015	0.740 ± 0.006	0.6958
robertuito-cased	0.790 ± 0.012	0.701 ± 0.012	0.519 ± 0.032	0.719 ± 0.023	0.6822
roberta-bne	0.766 ± 0.015	0.669 ± 0.006	0.533 ± 0.011	0.723 ± 0.017	0.6726
bertin	0.767 ± 0.005	0.665 ± 0.003	0.518 ± 0.012	0.716 ± 0.008	0.6666
beto-cased	0.768 ± 0.012	0.665 ± 0.004	0.521 ± 0.012	0.706 ± 0.007	0.6651
beto-uncased	0.757 ± 0.012	0.649 ± 0.005	0.521 ± 0.006	0.702 ± 0.008	0.6571

4.2.4.1. Arquitectura del modelo RoBERTuito

RoBERTuito utiliza una arquitectura base RoBERTa, con 12 capas de autoatención, 12 cabezas de atención, un tamaño oculto igual a 768, tamaño intermedio de 3072, una activación oculta de GeLU, un tamaño de vocabulario igual a 30000, una máxima verosimilitud marginal de 0.15, una longitud máxima de secuencia de 128, un tamaño del lote 4,096 una tasa de aprendizaje de $3.5 * 10^{-4}$ y una decadencia de 0.1, utiliza un objetivo de lenguaje enmascarado, sin tener en cuenta la tarea de predicción de la siguiente oración utilizada en BERT u otras tareas de orden de tweets [18].

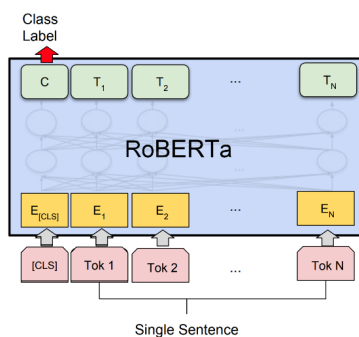


Figura 2. Arquitectura RoBERTa. Fuente: [19]

RoBERTa es una extensión de BERT con cambios en el procedimiento de preentrenamiento. Las modificaciones incluyen [20]:

- Entrenar el modelo por más tiempo, con lotes más grandes, con más datos.
- Eliminando el siguiente objetivo de predicción de oración.
- Entrenamiento en secuencias más largas.
- Cambiando dinámicamente el patrón de enmascaramiento aplicado a los datos de entrenamiento. Los autores también recopilan un gran conjunto de datos nuevos (CC-Noticias) de tamaño comparable a otros conjuntos de datos de uso privado, para un mejor control de los efectos del tamaño del conjunto de entrenamiento.

Teniendo en cuenta los hiperparámetros exitosos de RoBERTa y BERTweet, utiliza un tamaño de lote grande para el entrenamiento. Si bien RoBERTa recomienda un tamaño de lote de 8K, debido a las limitaciones de recursos, se equilibra la cantidad de actualizaciones utilizando un tamaño de 4K. Para verificar la convergencia, primero se entrena un modelo que no hace distinciones entre mayúsculas y minúsculas en el texto de entrada, para pasos de 200K. Después de esto, se ejecuta en pasos de 600K para los tres modelos. Esto es aproximadamente la mitad de la cantidad de actualizaciones que se usan para entrenar a BERT (y también a BERTweet), pero esta diferencia se compensa con el tamaño de lote más grande que se usa para entrenar a RoBERTa [18].

4.2.5. Fine-Tuning

El ajuste fino de un modelo se da modificando sus parámetros o aplicando técnicas que mejoren los datos a entrenar, con el objetivo de conducir a un mejor rendimiento del algoritmo [21]. La finalidad del fine-tuning es poder ahorrar recursos computacionales y tiempo al momento de realizar el entrenamiento de una CNN, y obtener de este modo mejor precisión y menos pérdidas en el modelo entrenado. Es decir, radica en adaptar un modelo de CNN para que entregue los mejores resultados según sea su propósito. Generalmente, la acción que más caracteriza esta técnica es el congelamiento de determinadas capas de una CNN para que el desempeño del modelo mejore [22][23].

4.2.6. Hugging Face

Hugging Face es una comunidad de IA y una plataforma de aprendizaje automático creada en 2016 por Julien Chaumond, Clément Delangue y Thomas Wolf. Su objetivo es democratizar la PNL proporcionando a los científicos de datos, profesionales de IA e ingenieros acceso inmediato a más de 20.000 modelos preentrenados basados en la arquitectura de transformadores de última generación [24]. Está centrada en la PNL con una gran comunidad de código abierto, en particular en torno a la biblioteca de Transformers[25].

4.2.7. Streamlit

Es un marco de trabajo (framework), gratuito y de código abierto diseñado para la creación de aplicaciones en línea en el ámbito de la ciencia de datos y el aprendizaje automático. Es una herramienta basada en Python que permite desarrollar aplicaciones web en tiempo real sin la necesidad de poseer conocimientos de lenguajes como HTML o CSS. Streamlit posibilita la integración de Bootstrap y la creación de una interfaz amigable e interactiva para los usuarios [26].

4.2.8. Google Colab

Google Colaboratory (también conocido como Colab) es una herramienta para escribir y ejecutar código Python en la nube de Google, ofrece un ambiente que facilita la realización de tareas complejas que no podrían llevarse a cabo en una computadora personal [27]. Es un servicio en la nube basado en Jupyter Notebooks para difundir la educación y la investigación del aprendizaje automático. Proporciona un tiempo de ejecución totalmente configurado para el aprendizaje profundo y el acceso gratuito a una GPU robusta [28].

4.2.9. Snsrape

Es una biblioteca del lenguaje de programación Python, permite realizar scraping sin necesidad de conocer la API de Twitter, entre estos métodos existentes, snsrape es el mejor para extraer tanto rangos de fechas específicos como datos ilimitados, requiere Python 3.8 o superior. Las dependencias del paquete de Python se instalan automáticamente cuando instala snsrape [29][30].

4.2.10. Tweepy

Tweepy es una librería de Python de código abierto que permite a los usuarios utilizar la API de Twitter. Tweepy ofrece varios modelos de Twitter, así como clases y métodos de puntos finales de la API, manejando de forma transparente diferentes datos de optimización, como la codificación y decodificación de datos, las solicitudes HTTP, la paginación de resultados, la validación OAuth, la limitación de la tasa y el streaming. Tweepy maneja todo este proceso en nombre del usuario [31][32].

4.2.11. Pysentimiento

Es una librería la cual se enfoca en la extracción de opiniones y análisis de sentimientos en lenguaje español y la clasificación de texto. Esta librería utiliza además modelos previamente entrenados que tienen como fin realizar tareas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) [33][34].

4.2.12. Transformers

Es una librería que ofrece modelos pre-entrenados avanzados para el procesamiento del lenguaje natural (PLN), incluyendo arquitecturas de uso general como BERT, GPT-2, RoBERTa y RoBERTuito, para tareas de comprensión del lenguaje natural (NLP) y generación del lenguaje natural (NLG). Los Transformers utilizan la atención para ponderar la importancia de diferentes partes del texto de entrada y así centrarse en las relaciones más importantes. La arquitectura se compone de un codificador y un decodificador, cada uno con múltiples capas de autoatención y redes neuronales de avance. Los Transformers son conocidos por sus altos niveles de rendimiento en tareas de NLP como la traducción automática, la generación de texto y la clasificación de sentimientos, y han sido utilizados en varios sistemas de procesamiento de lenguaje natural [35][36].

4.2.13. Pytorch

PyTorch es una biblioteca que ofrece una eficiente manipulación de matrices y tensores para el aprendizaje profundo, optimizada para trabajar con GPU y CPU. Ofrece dos funciones principales, por un lado, el cálculo de tensores de manera acelerada, parecido a NumPy, y por otro lado, redes neuronales profundas construidas con un sistema de autogradiante basado

en cintas. Esta biblioteca está diseñada para integrarse fácilmente en Python y puede ser utilizada de manera similar a cualquier otra librería de Python [37].

4.2.14. Pandas

Es una herramienta de análisis y manipulación de datos de código abierto, siendo rápida, potente, flexible y fácil de usar, construida sobre el lenguaje de programación Python [38]. Las bibliotecas pandas abren un nuevo mundo de posibilidades para el análisis de datos. La estructura principal de la biblioteca pandas es la Serie y el DataFrame que ofrece una estructura para organizar tipos de datos diferentes (cadenas, enteros y flotantes) en una sola estructura de datos y tiene la capacidad de aplicar fácilmente métodos o funciones a todos los datos o a partes de ellos [39][40].

4.2.15. RegEx

Es un módulo de Python que permite el manejo de expresiones regulares las cuales son una secuencia de caracteres para definir un patrón de búsqueda que contienen símbolos especiales que se refieren a la palabra que se ha relacionado con una subexpresión específica; lo que nos permite realizar procesos como la limpieza de cadenas [41].

4.2.16. Exactitud

Es la fracción de predicciones que el modelo realizó correctamente, es una medida que representa la proporción de predicciones correctas realizadas por un modelo con respecto al total de predicciones realizadas. Esta medida se expresa como un porcentaje o un valor entre 0 y 1. La precisión es una buena métrica cuando se trabaja con un conjunto de datos balanceado, es decir, cuando el número de etiquetas de cada clase es similar. Por ejemplo, si la exactitud de un modelo es de 0.9, significa que ha acertado 9 de 10 predicciones [42].

4.2.17. Crowdsourcing

El término crowdsourcing proviene de la unión de dos palabras en inglés: crowd, que significa multitud, y outsourcing, que se refiere a la externalización de recursos. En esencia, el crowdsourcing hace referencia a la colaboración de una multitud de personas en la realización de tareas externalizadas, que pueden involucrar recursos intelectuales, creativos y humanos, provenientes de la comunidad en lugar de una entidad o corporación. El término

"crowdsourcing" fue introducido por Jeff Howe en 2006 en su artículo titulado "El surgimiento del crowdsourcing" publicado en Wired. Según Howe, el crowdsourcing ofrece la posibilidad de aprovechar el conocimiento especializado de personas mediante la convocatoria abierta para la resolución de problemas concretos. En términos generales, el crowdsourcing implica la colaboración de una gran cantidad de personas para aportar ideas en el desarrollo de proyectos [43].

Algunas de las tareas más comunes realizadas mediante Crowdsourcing incluyen la captura, sistematización, procesamiento y análisis de grandes cantidades de datos, la mejora e implementación de diversos algoritmos, así como la realización de diseños, como por ejemplo, personajes y niveles para videojuegos en campañas de crowdfunding [44].

4.3. Trabajos relacionados

De acuerdo a la revisión bibliográfica llevada a cabo, en la *Tabla 2* se presentan los trabajos o estudios que guardan relación con el presente Trabajo de Titulación.

Tabla 2. Trabajos Relacionados.

N°	Estudios seleccionados	Ref.	Términos	Repositorio
ES01	RoBERTuito: a pre-trained language model for social media text in Spanish	[18]	RoBERTuito, arquitectura, fine tuning, hiperparámetros.	semanticscholar.org
ES02	Detección de lenguaje ofensivo en redes sociales	[45]	RoBERTuito, fine tuning, hiperparámetros.	e-spacio.uned.es
ES03	Estudio Cualitativo y Cuantitativo Sobre Violencia Política Contra Las Mujeres En Ecuador En Redes Sociales	[46]	Violencia política de género en Ecuador, Redes sociales.	ecuador.unwomen.org
ES04	RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach	[20]	Fine tuning, Hiperparámetros.	semanticscholar.org
ES05	Fine-tuning Pre-trained Transformer Language Models to Classify Tweets on COVID-19	[47]	Fine tuning, clasificación de tweets, Hiperparámetros.	arrow.tudublin.ie

ES06	Detección de discurso de odio en redes sociales	[48]	Fine tuning, modelo de lenguaje, Hiperparámetros.	addi.ehu.es
------	---	------	---	-------------

Número de trabajo relacionado (N°); Tema de los trabajos seleccionados (Estudios seleccionados); Términos relacionados con el tema (Términos); Enlace del repositorio (Repositorio).

En el estudio ES01, el autor presenta el modelo RoBERTuito, un modelo de lenguaje preentrenado para texto generado por usuarios en español, entrenado con más de 500 millones de tweets. Los experimentos en un punto de referencia de tareas que involucran texto generado por el usuario mostraron que RoBERTuito superó a otros modelos de lenguaje previamente entrenados en español. Además, utiliza una arquitectura base RoBERTa en RoBERTuito, con 12 capas de auto atención, 12 cabezas de atención y un tamaño oculto igual a 768. Utiliza un objetivo de lenguaje enmascarado, sin tener en cuenta la tarea de predicción de la siguiente oración utilizada en BERT u otras tareas de orden de tweets. Teniendo en cuenta los hiperparámetros exitosos de RoBERTa y BERTweet, decide utilizar un tamaño de lote grande para el entrenamiento. Debido a las limitaciones de recursos, equilibra la cantidad de actualizaciones utilizando un tamaño de 4K. Para verificar la convergencia, primero se entrena un modelo sin carcasa para pasos de 200K. Después de esto, proceden a ejecutarlo en pasos de 600K para los tres modelos. Esto es aproximadamente la mitad de la cantidad de actualizaciones que se usan para entrenar a BETO (y también a BERTweet), pero esta diferencia se compensa con el tamaño de lote más grande que se usa para entrenar a RoBERTuito. Entrena el modelo durante unas tres semanas en un TPU v3-8 y un interrumpible e2-standard-16 máquina en GCP.

J. Alonso Molero autor del estudio ES02 [45], en su trabajo aplica técnicas de procesamiento del lenguaje para desarrollar modelos de aprendizaje supervisados capaces de detectar comentarios ofensivos en redes sociales. En sus experimentos entrena diferentes modelos entre los que se encuentra el modelo beto y RoBERTuito siendo este el que alcanza mejores resultados con una precisión de 0,8252.

ONU Mujeres – Ecuador, presenta el trabajo ES03 [46], en el cual combina metodologías cualitativas y cuantitativas para examinar los patrones de violencia política en línea contra

las mujeres en el contexto político de Ecuador. Para la parte cualitativa del estudio, se analizó una muestra de publicaciones en redes sociales que contenían violencia política contra mujeres. Para la parte cuantitativa, se utilizó una encuesta en línea para recopilar datos sobre la experiencia de las mujeres ecuatorianas en relación a la violencia política en línea. Además, en su estudio presenta una lista 189 de palabras y expresiones con carácter violento dirigido a mujeres políticas y una tabla de 86 palabras y expresiones de violencia adicionales identificados durante su análisis (ver Anexo 1).

Yinhan Liu en su estudio ES04 [20], describe en detalle las técnicas utilizadas para el pre-entrenamiento y afinamiento del modelo RoBERTa, así como los resultados obtenidos en una variedad de tareas de procesamiento de lenguaje natural, incluyendo el modelado de lenguaje, la clasificación de texto y la comprensión de lectura. Se mencionan los siguientes hiperparámetros para entrenar RoBERTa en tareas de clasificación de texto, incluyendo la clasificación de tweets: Número de épocas: 20, Learning rate: 5e-5, Batch size: 32.

En el estudio ES05, el autor Arjun Dussa [47], describe el uso de modelos de lenguaje pre-entrenados basados en Transformer para la clasificación de tweets relacionados con COVID-19. Utilizó RoBERTa para clasificar tweets relacionados con COVID-19. Los autores mencionan los siguientes hiperparámetros de entrenamiento: Número de épocas: 20, Learning rate: 2e-5 y Batch size: 32.

En el trabajo ES06 elaborado por Pablo Felipe [48], realiza una investigación sobre la detección de discurso de odio en Twitter mediante el uso de técnicas de procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático. Se aplicaron diversas técnicas de aprendizaje automático para clasificar los mensajes de Twitter como "discurso de odio" o "no discurso de odio". A la hora de entrenar los modelos Transformers, la configuración empleada en los hiperparámetros fue la siguiente: Learning-rate: (2E-5), Epochs: (3,5,10), batch-size: 32.

Acorde al análisis de cada uno de los trabajos relacionados al objeto de estudio, se evidencia que no existe el desarrollo de un modelo de lenguaje utilizando RoBERTa, para identificar tweets con contenido de violencia política de género. Sin embargo, han servido para

identificar la arquitectura empleada en modelo RoBERTuito y los hiperparámetros de ajuste [18][45][20][47][48]. Finalmente, el estudio de ONU Mujeres – Ecuador [46], presenta una lista de 189 palabras y expresiones con carácter violento en contra las mujeres políticas y una tabla de 86 palabras y expresiones de violencia adicionales identificados durante su análisis, las palabras y expresiones antes mencionadas en el presente TT sirven como palabras claves para la transformación del conjunto de datos de entrenamiento del modelo.

5. Metodología

5.1. Tipo de investigación

Durante el desarrollo del presente Trabajo de Titulación, se utilizó un enfoque de investigación cuantitativa que incluyó un diseño experimental, con el propósito de descubrir contenido de violencia política de género en tweets publicados a las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025, a través del modelo creado utilizando RoBERTuito. Además, se llevaron a cabo tanto investigaciones bibliográficas como de campo, puesto que para la ejecución de la primera fase del primer objetivo se realizó una revisión bibliográfica con el fin de recolectar estudios relacionados en base al objeto de estudio. En cuanto a la investigación de campo, se utilizaron entrevistas llevadas a cabo con la Ing. Neli Virmania Troya, Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas y el Abg. Luis Hernán Cisneros, Director del CNE Loja, con el propósito de justificar y sustentar las razones por las que resultó relevante la realización del presente Trabajo de Titulación.

5.2. Métodos de investigación

5.2.1. Método sistémico

Según lo manifestado por Montes [49], el método sistémico se utiliza para analizar un problema en su complejidad, tomando en cuenta la totalidad y las interacciones entre las partes y las propiedades emergentes resultantes. Este método se utilizó en el presente TT para analizar tweets y detectar si en ellos existe contenido relacionado con la violencia política de género, utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural.

5.2.2. Método experimental

Este método se empleó en la fase de desarrollo del modelo y para evaluar el prototipo con los usuarios, de tal manera que permitió realizar diversos experimentos, en el entrenamiento del modelo el experimento consistía en entrenarlo con datos balanceados por oversampling y undersampling para determinar el modelo con mayor precisión. Por otra parte, permitió realizar experimentos con usuarias políticas para determinar si el prototipo clasifica de manera correcta como violencia política de género o no violencia política de género los tweets en los que las mencionan.

5.3. Técnicas

5.3.1. Entrevista

La presente técnica se utilizó con el fin de conseguir información para justificar y sustentar el presente Trabajo de Titulación; la misma que fue dirigida a autoridades como la Ing. Neli Virmania Troya Troya, Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas (ver Anexo 2) y al Abg. Luis Hernán Cisneros, Director del CNE Loja (véase en *Anexo 2. Entrevistas*), que mediante las entrevistas contribuyeron con información que resaltaron la importancia de los resultados del presente TT. Las evidencias de dichas entrevistas se las puede encontrar en el siguiente enlace:

https://drive.google.com/drive/folders/176lk9jkiu3Du_HPUMGiQz3lBeoQGf_Cr?usp=share_link.

5.3.2. Encuesta

Se empleó la técnica de encuesta para evaluar el modelo con las mujeres políticas (véase en *Anexo 4. Encuesta de satisfacción del prototipo propuesto realizada a mujeres involucradas en la política.*), en este caso particular, se utilizó la plataforma "Google Forms", con el fin de recopilar información de manera rápida y eficiente sobre la opinión que tenían las participantes acerca del modelo implementado para su utilización.

5.3.3. Web scraping

Esta técnica se empleó para extraer los tweets de manera automática a través de la librería de python snsrape, para lo cual primeramente por medio de la página de la asamblea nacional del Ecuador se identificó las cuentas de twitter de las asambleístas electas, para posteriormente generar una cadena de búsqueda a través de la opción de búsqueda avanzada que permite realizar la red social twitter en la cual se incluye la fecha y las cuentas identificadas en la página de la asamblea nacional, dicha cadena generada se la emplea en el código de Python para realizar la descarga de los tweets y formar el dataset inicial.

5.3.4. Crowdsourcing

A través del Crowdsourcing se realizó la transformación del dataset, participaron de manera voluntaria estudiantes de la comunidad universitaria de la Universidad Nacional de Loja, la ejecución se realizó de forma remota a través de la herramienta google drive, la cual consistió

en que cada participante debía clasificar una determinada cantidad de tweets, se les explicó que el contexto de cada tweet debía estar dirigido hacia una mujer para poder clasificarlo como violencia política de género y se les hizo llegar los términos identificados como este tipo de violencia (véase en *Anexo 1. Léxico de expresiones violentas*).

5.3.5. Fine tuning

Se aplicó la técnica de fine tuning para entrenar el modelo de lenguaje RoBERTuito con el conjunto de datos que contiene las etiquetas de violencia política de género y no violencia política de género creando así un nuevo clasificador como salida en el modelo, para lo cual se modificó los ajustes prioritarios llamados hiperparámetros que desempeñan un papel crucial en cualquier ajuste de modelo.

5.4. Metodología

Para la elaboración del presente Trabajo de Titulación, se consideró como referencia a las fases de la metodología KDT, con las que se adaptó seis fases relacionadas, mismas que se presentan a continuación: 1. Comprender el dominio de la aplicación; 2. Adquisición del conjunto de datos; 3. Limpieza de datos, preprocesamiento y transformación; 4. Desarrollo del modelo; 5. Interpretación y presentación de los resultados; por último se incluye una sexta fase de crear prototipo, las mismas que están representadas en la *Figura 3*, y se describen a continuación.

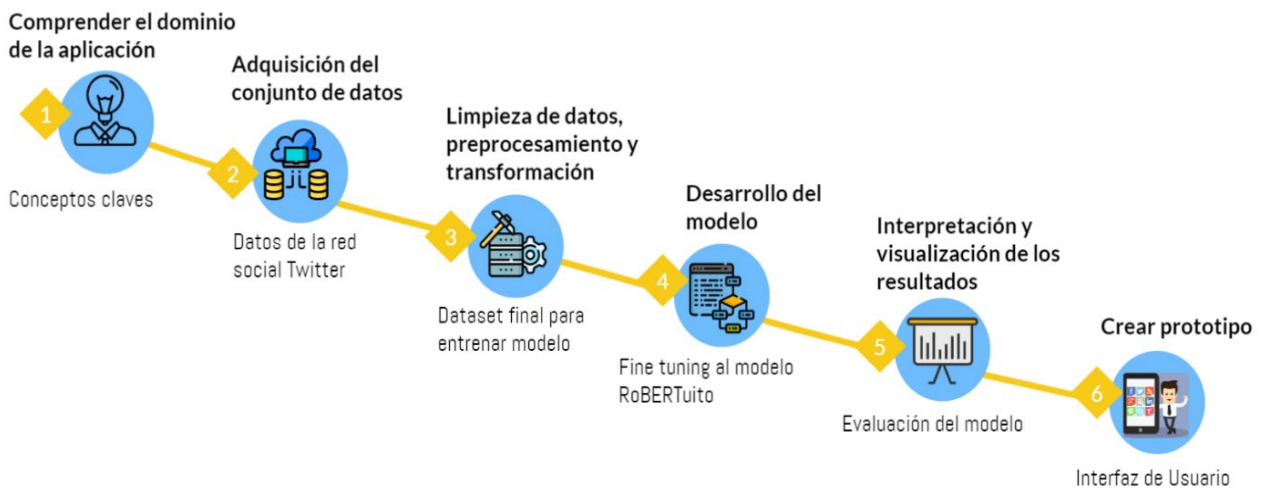


Figura 3. Metodología aplicada en el presente Trabajo de Titulación.

Fase I: Comprender el dominio de la aplicación

En esta primera etapa se reconoció el contexto del problema de investigación, a través del planteamiento de conceptos de los términos más relevantes como la violencia política de género, el modelo de lenguaje RoBERTuito su arquitectura y los hiperparámetros, el planteamiento de estas conceptualizaciones tuvo como propósito comprender todo el dominio que conllevó realizar este proceso KDT.

Fase II: Adquisición del conjunto de datos

Esta etapa consistió en la recolección de datos de la red social Twitter, estos fueron el objeto de estudio para las etapas restantes del proceso KDT, dichos tweets se recolectaron de acuerdo a ciertas palabras claves y a limitantes como el año y los perfiles de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025, el proceso para su recolección fue realizada de manera automática a través de la librería Snsrape.

Fase III: Limpieza de datos, preprocesamiento y transformación

Para la presente fase, del conjunto de datos formado por los tweets recolectados en la etapa anterior, se seleccionó la columna que contiene el texto de interés, al tratarse de textos no tienen una estructura adecuada para ser analizados correctamente, es por eso, que esta etapa se encargó de asegurar de que no existan caracteres o palabras incompletas que distorsiones la detección de patrones o que no aporten al descubrimiento del conocimiento.

Fase IV: Desarrollo del modelo

Para el desarrollo de la presente etapa se llevó a cabo la elaboración del modelo ajustado partiendo del modelo RoBERTuito, se creó, validó y probó el modelo, utilizando un proceso de fine tuning (ajuste fino) con los parámetros definidos en la revisión bibliográfica realizada, con el proceso antes mencionado de fine tuning, se obtuvo un modelo optimizado concerniente a la identificación de violencia política de género en la red social de twitter.

Fase V: Interpretación y visualización de los resultados

En esta etapa se procede a interpretar los resultados obtenidos en los reportes generados en el entrenamiento del modelo, a través de métricas de evaluación como el Accuracy, de modo que se presenta la fracción de predicciones que el modelo realizó correctamente.

Fase VI: Crear prototipo

En la presente etapa se creó un prototipo para identificar tweets con contenido de violencia política de género, para lo cual se utilizó las Apis de twitter para recolectar los tweets en tiempo real y la implementación del modelo con el framework de Streamlit en la plataforma de Hugging Face Spaces.

6. Resultados

En la presente sección se detallan los resultados obtenidos de cada uno de los objetivos específicos planteados en presente Trabajo de Titulación, obtenidos a través de la aplicación de la metodología planteada en la Figura 4, esto con el propósito de dar cumplimiento de los objetivos establecidos.

6.1. Objetivo 1: Construir un conjunto de datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.

Para dar cumplimiento al presente objetivo, se ejecutaron las tres primeras fases de la metodología KDT, mismas que se especifican a continuación:

Fase I: Comprender el dominio de la aplicación.

Tarea 1: Estudio de casos.

En esta primera etapa mediante una revisión bibliográfica, en la que se indagó en base al objeto de estudio, facilitó la comprensión del dominio de la aplicación y los procedimientos que debían llevarse a cabo para poder ajustar el modelo de lenguaje, donde se obtuvo la arquitectura empleada en modelo RoBERTuito y los hiperparámetros de ajuste. Además, en el estudio de ONU Mujeres – Ecuador, se presenta una lista 189 de palabras y expresiones con carácter violento en contra las mujeres políticas y una tabla de 86 palabras y expresiones de violencia adicionales identificados durante su análisis (véase en *Anexo 1. Léxico de expresiones violentas*), que en el presente TT sirven como palabras claves para la transformación del conjunto de datos de entrenamiento del modelo.

Los resultados de la revisión bibliográfica se presentan en (*Tabla 2. Trabajos Relacionados.*), que figura en la sección 4. Marco teórico, subsección 4.3 Trabajos relacionados.

Fase II: Adquisición del conjunto de datos objetivo.

Tarea 2: Recolección de los datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Asambleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.

A través de la librería Snsrape de Python (véase [Repositorio](#)¹), se pudieron obtener gran cantidad de tweets 19999, (véase [Repositorio](#)²), dichas consultas se realizaron sin verse afectada por las restricciones de las API Search, REST o Streaming de Twitter, las mismas que tienen un límite en el número de solicitudes y en el periodo de tiempo (hasta hace 7 días) para recolectar las publicaciones que mantiene dicha red social. Mediante la recolección de los tweets se formó un dataset, mismo que fue el recurso principal para trabajar durante el proceso de las siguientes etapas. El dataset inicial contiene información sin tratar o datos en bruto, es decir, aún no es factible aplicar al modelo, posee características no relevantes, como su identificador, fecha y nombre de usuario. La característica Text se la consideró como relevante, ya que este campo es el necesario para continuar con el desarrollo del presente TT. En la *Tabla 3*, se presentan todas las características de cada tweet obtenido.

Tabla 3. Características de los tweets obtenidos.

Características de tweets
id
Date
User
Text

Identificador (id); Fecha (Date); Usuario (User): Text (texto del tweet)

El proceso realizado para la recolección del conjunto de datos se puede observar en el siguiente video, (véase [Repositorio](#)³).

Fase III: Limpieza de datos, preprocesamiento y transformación.

Tarea 3: Limpieza y preprocesamiento de datos.

La única característica seleccionada a tratar fue la “text” en donde se encuentra el contenido textual del tweet, para lo cual se requirió descartar aquellos caracteres o palabras que no contribuyen al desarrollo del modelo de clasificación. Mediante la librería RegEx, con el uso de las expresiones regulares, se eliminaron los textos innecesarios contenidos en cada tweet

¹https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/recolecci%C3%B3n_tweets.py

²https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/e8a57682b38c46ba2dcf50fb1859016c3a2c1e98/Datos/Dataset_Inicial.csv

³<https://youtu.be/h9AeAGh4uSw>

(véase [Repositorio](#)⁴). Realizada la limpieza se procedió a eliminar los tweets duplicados, quedando un total de 19654, (véase [Repositorio](#)⁵). Las expresiones regulares utilizadas se muestran en la *Tabla 4*.

Tabla 4. Expresiones regulares utilizadas.

Tipo de texto	Expresión regular
Menciones a usuarios	'@[\\w\\-]+'
Hashtag	'#[\\w\\-]+'
Enlaces	'http[s]?://(?:[a-zA-Z][0-9][\$_@.&+]' '[*\\(\\),](?:%[0-9a-fA-F][0-9a-fA-F]))+'
Caracteres especiales y Signos de puntuación	'W'
Exceso de espaciados	's+'

Es importante mencionar que el modelo RoBERTuito reconoce los emojis, razón por la cual antes de incluirlos en la expresión regular de caracteres especiales se procedió a experimentar con el texto de los tweets recolectados en diferentes escenarios, con y sin emojis, en el cual se pudo evidenciar que incide en un porcentaje elevado en la clasificación del tweet.

En la *Figura 4*, se puede observar un tweet violento con más de un emoji de cara feliz incide significativamente en el resultado esperado, clasificándolo como neutro con 0.852, mientras que el tweet sin emojis se clasifica como negativo con un 0.953.

```
[ ] analyzer.predict('pendeja..!! 😄😄')
AnalyzerOutput(output=NEU, probas={NEU: 0.852, NEG: 0.136, POS: 0.012})

[ ] analyzer.predict('pendeja')
AnalyzerOutput(output=NEG, probas={NEG: 0.953, NEU: 0.037, POS: 0.010})
```

Figura 4. Primer escenario de twest con y sin emojis.

⁴https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/Preprocesamiento_datos.py

⁵https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/e8a57682b38c46ba2dcf50fb1859016c3a2c1e98/Datos/data_clean.csv

Por otra parte, en la *Figura 5* se puede evidenciar que al tratarse de un solo emoji también incide en el resultado esperado, puesto que un tweet violento con un emoji de cara feliz es clasificado como negativo con un 0.901, mientras que el tweet sin emoji se clasifica como negativo con un 0.984. Razón por la cual se estableció entrenar el modelo sin incluir los emojis.

```
[ ] analyzer.predict('otra cosa es hablar huevadas borrega pilla 😊')
AnalyzerOutput(output=NEG, probas={NEG: 0.901, NEU: 0.094, POS: 0.005})

[ ] analyzer.predict('otra cosa es hablar huevadas borrega pilla')
AnalyzerOutput(output=NEG, probas={NEG: 0.984, NEU: 0.013, POS: 0.003})
```

Figura 5. Segundo escenario de twest con y sin emoji.

El proceso realizado para la limpieza y preprocesamiento de los tweets se puede observar en el siguiente video, (véase [Repositorio](#)⁶).

Tarea 4: Transformación

Luego de haber limpiado y preprocesado el dataset, se procedió a transformarlo mediante la técnica de crowdsourcing (colaboración abierta distribuida) por estudiantes de la comunidad universitaria de la Universidad Nacional de Loja, la ejecución se realizó de forma remota a través de la herramienta google drive (véase [Repositorio](#)⁷), la cual consistió en que cada participante debía clasificar una determinada cantidad de tweets en violencia política de género o no violencia política de género, para lo cual primeramente se les hizo llegar los términos identificados como violencia política de género (véase *Anexo 1. Léxico de expresiones violentas*) y se les explicó que el contexto de cada tweet debía estar dirigido hacia mujeres para poder clasificarlo como violencia política de género. Una vez terminada la transformación se procedió a guardar el conjunto de datos en formato csv quedando así el dataset clasificado con las clases empleadas: no violencia política de género y violencia política de género (véase [Repositorio](#)⁸).

⁶ <https://youtu.be/6yJESyIDMOc>

⁷ [https://docs.google.com/spreadsheets/d/181Gm4zCpigy4KknkhISKTwAptg2aMBh2Ki2brrcE9WVs/edit?usp=share link](https://docs.google.com/spreadsheets/d/181Gm4zCpigy4KknkhISKTwAptg2aMBh2Ki2brrcE9WVs/edit?usp=share_link)

⁸ [https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/418d2ac75ae707f926cff6a42f15414fca95565b/Datos/data clean clasificado.csv](https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/418d2ac75ae707f926cff6a42f15414fca95565b/Datos/data_clean_clasificado.csv)

En la *Tabla 5*, se extrajo una pequeña muestra de los tweets clasificados por crowdsourcing.

Tabla 5. Tweets clasificados por crowdsourcing.

Texto	Tarea
aquí está tu hermanito que opinas de lo que dice	no violencia política de género
usted señora payasa no tiene calidad moral para hablar se le hace recordar lo del prófugo su gestión en fedeguayas	violencia política de género
presenta pruebas datos no relatos	no violencia política de género
ve pinche cabrona cínica tu bancada negó la ley que usa apoyaba incrementar fuentes de trabajo perra sucia	violencia política de género

Texto del tweet (texto); tarea clasificada (tarea).

Luego de haberlo clasificado el dataset por crowdsourcing en violencia política de género y no violencia política de género, se procedió a validar la etiqueta de violencia política de género con el modelo RoBERTuito que está entrenado para clasificar tweets en positivos, negativos y neutros, para lo cual como se puede observar en la *Figura 6*, se realizó una comparación de los tweets clasificados como violencia política de género con los tweets clasificados como negativos dicha clasificación se almacena en la columna llamada “labels”, la comparación realizada se almacena en una columna llamada “compare”, en la cual si la etiqueta de violencia política de género de la columna task es igual la etiqueta negativo de la columna labels se asigna el valor de 1 caso contrario 0 (véase [Repositorio](https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/Validaci%C3%B3n_data_clean_trasnformado.ipynb)⁹).

⁹https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/Validaci%C3%B3n_data_clean_trasnformado.ipynb

id	text	task	labels	compare
0	las glosas de muñoz que se quede para financia...	no violencia política de género	NEG	0
1	usted pavel un gran alcalde	no violencia política de género	POS	0
2	dígame una ley que hacen desde la asamblea par...	no violencia política de género	NEG	0
3	el dinero de los afiliados al iess que desapar...	no violencia política de género	NEU	0
4	de este caso me estaba acordando	no violencia política de género	NEU	0
5	ojalá no sea la misma innovación de la roboluc...	no violencia política de género	NEG	0
6	habló la que se ganó tres veces la lotería	no violencia política de género	NEU	0
7	recuerda ese argentino que le dieron tremendo ...	no violencia política de género	NEG	0
8	pierrina calladita tu hermano es el que ha sac...	violencia política de género	NEG	1
9	siempre sido asi los únicos que se llenan los ...	no violencia política de género	NEG	0
10	así es estimada asamblefsta de nada sirve tene...	no violencia política de género	NEG	0
11	jajajajaja jajajajaja todavia crítica	no violencia política de género	NEU	0
12	dejen de robar	violencia política de género	NEG	1
13	rc nefastos destruyeron la patria	no violencia política de género	NEG	0
14	asi mas claro	no violencia política de género	NEU	0
15	creativos esa propaganda la utilizó jamil maha...	no violencia política de género	NEG	0
16	que asco jamás	no violencia política de género	NEG	0
17	no deseo ser ofensivo pero eres parte de este ...	violencia política de género	NEG	1
18	vergüenza debe de darte por escribir tanta inc...	violencia política de género	NEG	1
19	nuestra apuesta es que no vas ganar ni experie...	violencia política de género	NEG	1

Figura 6. Validación de clasificación de la etiqueta violencia política de género.

Posterior a la comparación realizada, como se puede observar en la *Figura 7*, se realizó una regla de tres para determinar el porcentaje de asertividad, tomando en cuenta que 100% de la etiqueta de violencia política de género es igual a 3610 y el resultado de la comparación es igual a 3302, al aplicar la regla de tres dio un resultado de 91.47%.

```
[ ] data_labels['task'].value_counts()
no violencia política de género    16045
violencia política de género       3610
Name: task, dtype: int64

[ ] df['compare'].value_counts()
0     16353
1     3302
Name: compare, dtype: int64

[ ] print((3302*100)/3610)
91.46814404432133
```

Figura 7. Porcentaje de asertividad en la clasificación del dataset.

El dataset inicial mantenía un desequilibrio en sus clases, como podemos ver en la *Figura 8*, en donde la clase perteneciente a no violencia política de género con 16.045 tweets, prevalece considerablemente más que la clase de violencia política de género que contiene 3.610 tweets, lo que provoca un sesgo al momento de entrenar el modelo de clasificación.

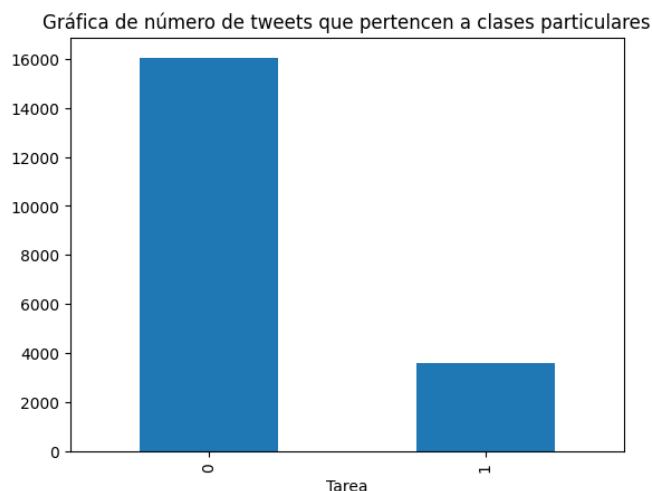


Figura 8. Desequilibrio en las clases del dataset clasificado por crowdsourcing.
0 : no violencia política de género, 1: violencia política de género.

Para lo cual fue necesario aplicar una técnica Oversampling (véase [Repositorio](#)¹⁰), para sintetizar nuevos ejemplos a partir de los existentes, es decir, es un tipo de aumento de datos para las clases minoritarias. Luego de la aplicación de la técnica de creación de muestras sintéticas, se obtiene un nuevo dataset balanceado (véase [Repositorio](#)¹¹). En la *Figura 9*, se puede observar un equilibrio en cada una de las clases con 16.045 tweets, en donde a la clase minoritaria de violencia política de género a través de la técnica oversampling se le han creado nuevos ejemplos sintéticos, llegando a igualarse con el número de observaciones de la clase mayoritaria no violencia política de género.

¹⁰https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/Balanceo_Data_Clean_Oversampling.ipynb

¹¹https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/ef68ccee1e48790fc9b5579ebca1e99eba0818/Datos/Datos_Balanceados_Oversampling.csv

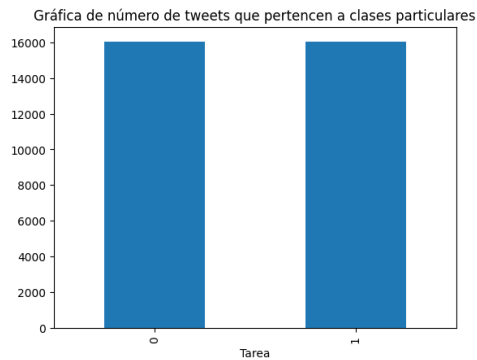


Figura 9. Equilibrio en las clases del dataset generando muestras sintéticas.
0: no violencia política de género, 1: violencia política de género.

Además, se aplicó la técnica de Undersampling (véase [Repositorio](#)¹²), que consiste en eliminar aleatoriamente muestras de la clase mayoritaria de modo que se obtiene un nuevo dataset balanceado con la clase minoritaria (véase [Repositorio](#)¹³). En la *Figura 10*, se puede observar un equilibrio en cada una de las clases con 3.610 tweets, en donde la clase mayoritaria de no violencia política de género a través de la técnica de Undersampling se han eliminado ejemplos aleatoriamente, llegando a igualarse con el número de observaciones de la clase minoritaria de violencia política de género.

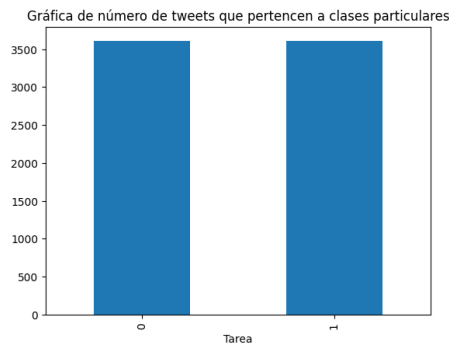


Figura 10. Equilibrio en las clases del dataset eliminando muestras de la clase mayoritaria.
0: no violencia política de género, 1: violencia política de género.

El proceso realizado anteriormente de balanceo del conjunto de datos se puede observar en el siguiente video, (véase [Repositorio](#)¹⁴).

¹²https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/60a87ba5a1477b03dad2c9d67a93426b211ced48/Balanceo_Data_Clean_Undersampling.ipynb

¹³https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/ef68ccee1e48790fc9b5579ebca1e99eba0818/Datos/Datos_Balanceados_Undersampling.csv

¹⁴<https://youtu.be/6CqR15OlvNI>

Una vez balanceado el conjunto de datos, se empleó la biblioteca Hugging Face Datasets de Python, la cual proporciona una funcionalidad para mezclar de forma aleatoria y posteriormente dividir el conjunto de datos en entrenamiento, validación y prueba, se procedió a mezclar el conjunto de datos y dividirlo en un 90% para el entrenamiento y el 10% dividido en partes iguales para validación y prueba. Quedando así para el caso del conjunto de datos balanceado por la técnica de Oversampling, entrenamiento = 28881; validación = 1605 y prueba = 1604, (véase [Repositorio](#)¹⁵). Para el caso del conjunto de datos balanceado con la técnica de Undersampling, entrenamiento = 6498; validación = 361 y prueba = 361, (véase [Repositorio](#)¹⁶).

Luego de dividir el conjunto de datos, como se puede observar en la *Figura 11*, se utilizó la biblioteca tokenizer para dividir el texto de los tweets en unidades discretas llamadas tokens, que son las representaciones básicas de las palabras en el modelo. La razón por la cual se tokeniza un conjunto de datos es porque el modelo de lenguaje necesita procesar el texto de una manera que pueda ser entendido por la computadora. El resultado de la tokenización es una representación numérica de los datos de texto que se utiliza como entrada para el modelo.

```
def encode(examples):
    return tokenizer(examples['text'],padding=True,truncation=True)

dataset['train'][2]
'token_type_ids': [0,
0,
0,
0,
0,
0,
0,
0,
0,
```

Figura 11. Tokenización del texto.

El proceso realizado para dividir y tokenizar el conjunto de datos se puede apreciar en el siguiente video (véase, [Repositorio](#)¹⁷).

¹⁵[https://github.com/JPezantes/Violencia politica de genero TT/tree/main/Datos/Divisi%C3%B3n_datos_Oversampling](https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/tree/main/Datos/Divisi%C3%B3n_datos_Oversampling)

¹⁶[https://github.com/JPezantes/Violencia politica de genero TT/tree/main/Datos/Divisi%C3%B3n_datos_Undersampling](https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/tree/main/Datos/Divisi%C3%B3n_datos_Undersampling)

¹⁷<https://youtu.be/x6JGA4IXIkM>

Es importante mencionar que, tanto el conjunto de datos generado por el balanceo con la técnica de oversampling, como el generado por la técnica de undersampling fueron utilizados posteriormente para entrenar el modelo y experimentar con cuál de los dos se tiene los mejores resultados.

6.2. Objetivo 2: Construir la arquitectura del modelo utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito.

En la realización del tercer objetivo se cumplió la cuarta fase de la metodología KDT especificada a continuación:

Fase IV: Desarrollo del modelo

Tarea 1: Diseñar la arquitectura del modelo.

Esquema general de entrenamiento del Modelo:

En la *Figura 12*, se presenta un esquema general del entrenamiento del modelo que se empleó para cumplir con el presente objetivo, la cual muestra los recursos escogidos para realizar el entrenamiento del modelo y por consecuente la clasificación de tweets en violencia política de género y no violencia política de género.

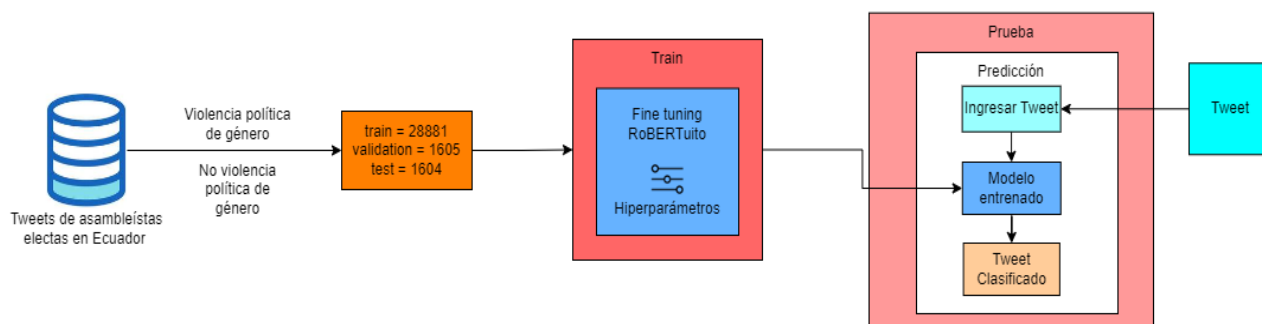


Figura 12. Esquema general de entrenamiento del Modelo.

Arquitectura del Modelo:

Luego de obtener los datos (proceso realizado en el primer objetivo), se inició con el afinado del modelo RoBERTuito, el cual tiene una arquitectura base RoBERTa, se utilizó la técnica de ajuste fino (Fine-Tuning), que posibilita la modificación de los parámetros prioritarios conocidos como hiperparámetros, los cuales desempeñan un papel crucial en cualquier proceso de ajuste de modelo, los cuales son:

En primer lugar, el **learning Rate** (Tasa de Aprendizaje): con este valor se ajusta la tasa de aprendizaje del modelo. Es decir, indica cuánto se debe actualizar el modelo en cada iteración de entrenamiento basándose en los resultados obtenidos en el conjunto de datos de entrenamiento. Un learning rate alto puede llevar a un aprendizaje rápido pero inestable, mientras que un learning rate bajo puede llevar a un aprendizaje más lento, pero más estable. En segundo lugar, se encuentra el **Batch Size** (Tamaño del Lote): valor que es responsable de cuántas veces la entrada se repetirá y atravesará la red, es decir, el número de veces que un conjunto de datos se divide en lotes o conjuntos. A medida que los pesos se acercan a un valor determinado, cualquier aumento por encima de ese valor no mejorará la eficiencia del modelo, sino que limitará su rendimiento. Como tercer hiperparámetro, **Epoch** (Épocas): se refieren al número de veces que se entrena el modelo con el conjunto de datos de entrenamiento. El objetivo de ajustar el modelo es mejorar su precisión y capacidad de predicción. A medida que se aumenta el epoch, el modelo se entrena con más datos y por lo tanto puede mejorar su precisión, pero también puede aumentar el riesgo de sobreajuste.

Teniendo como referencia los hiperparámetros obtenidos en la revisión de literatura, se tomaron como base los siguientes valores: para el ajuste de la Tasa de Aprendizaje (LR) los siguientes valores: $1e-5$, $2e-5$, $3e-5$, $5e-5$, en cuanto al tamaño de Lote (batch) valores que varían de 5 a 32 y las Épocas (Epoch) de 3 a 20 [18][45][20][47][48], ajustes con los que se obtiene diferentes resultados buscando la mejor precisión y una pérdida mínima que pueda ofrecer resultados óptimos al momento de entrenar el modelo.

Arquitectura del prototipo:

La arquitectura presentada en la *Figura 13*, posibilita observar la estructura, el funcionamiento e interacciones entre los componentes utilizados. Los elementos principales, están distinguidos entre Usuario, Twitter y el conjunto de todo el sistema que está almacenado en Hugging Face Spaces (Espacio de Hugging Face).

El usuario, realiza una búsqueda mediante la interfaz y puede ingresar el usuario o término que desea analizar en twitter, seleccionará si desea hacer una búsqueda por usuario o término junto con la cantidad tweets (máximo 50). La interfaz, desarrollada con la herramienta Streamlit, se compone por la presentación de la página en Hugging Face, un cuadro de

búsquedas y un botón de analizar para realizar la búsqueda y clasificación de los tweets. Mediante la API de Twitter con tweepy descarga los tweets de twitter en base a la información de entrada y procesa los tweets usando el modelo de lenguaje entrenado para identificar tweets que representan violencia política de género. El resultado de la búsqueda realizada se presenta en un dataframe mostrando los tweets recolectados junto con su respectiva clasificación, cuando un tweet es identificado como violencia política de género, dicha clasificación se resalta de color rojo.

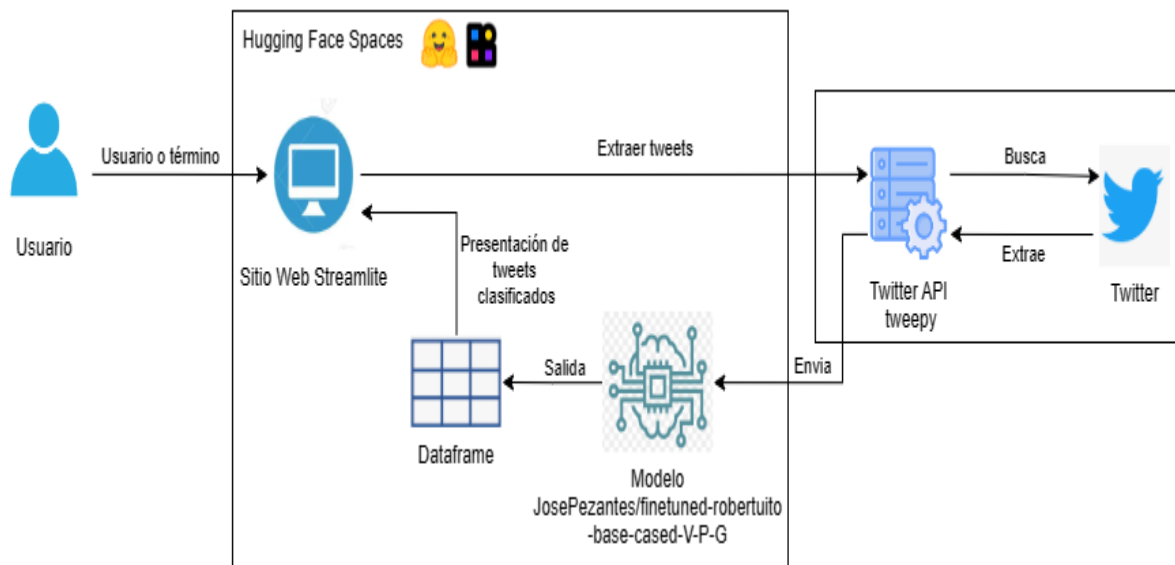


Figura 13. Arquitectura General Prototipo.

Tarea 2: Entrenamiento del modelo de lenguaje creado utilizando RoBERTuito. Para entrenar el modelo (véase [Repositorio](https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/0e50114a35c197d531be3af5931d4e5e21e11904/Entrenamiento_del_Modelo_con_muestras_Oversampling.ipynb)¹⁸), se empleó el lenguaje de programación Python con Pytorch que es una librería de aprendizaje automático, y la librería Transformers la cual proporciona arquitecturas de uso general, esto en conjunto con la herramienta Google Colab, puesto que permite hacer uso de sus GPU's que son de buenas características. Se utilizó el método Fine Tuning, que posibilita modificar los ajustes prioritarios llamados hiperparámetros, los cuales fueron descritos en la sección anterior en el diseño de la arquitectura del modelo.

¹⁸https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/0e50114a35c197d531be3af5931d4e5e21e11904/Entrenamiento_del_Modelo_con_muestras_Oversampling.ipynb

Para los datos de entrenamiento, se utilizó el conjunto de datos balanceado con la técnica de oversampling (proceso realizado en el primer objetivo). Se probó el Fine Tuning con distintos valores (véase *Anexo 3. Hiperparámetros Ajuste (Fine Tuning)*), con los que se obtuvo diferentes resultados buscando una pérdida mínima que pueda ofrecer resultados óptimos, los resultados de las pruebas realizadas con distintas configuraciones se muestran en la *Tabla 6*.

Tabla 6. Resultados del Fine Tuning.

Hiperparámetros del Ajuste en el Modelo RoBERTuito									
Nº	Hiperparámetros			Resultados Entrenamiento				Resultados Evaluación	
	LR	Batch size	Epoch	Pérdida entrenamiento	Pérdida validación	Accuracy	Tiempo HH:MM:SS	Pérdida evaluación	Accuracy
1	1e-5	8	20	0.000100	0.300190	0.972586	3:00:41	0.3105	0.971
2	2e-5	8	20	0.000000	0.300149	0.974455	2:49:33	0.3006	0.973
3	3e-5	8	20	0.002100	0.276180	0.975078	3:00:04	0.3235	0.970
4	5e-5	8	20	0.000900	0.324493	0.970093	2:56:45	0.2675	0.966
5	2e-5	10	20	0.000600	0.318037	0.972586	2:43:02	0.3421	0.969
6	2e-5	5	3	0.065400	0.213123	0.966355	00:33:54	0.2006	0.965
7	2e-5	12	5	0.029100	0.200308	0.970093	00:38:39	0.2130	0.964
8	2e-5	32	10	0.006000	0.260343	0.971340	1:01:03	0.2339	0.968

De los resultados obtenidos en la *Tabla 6*, considerando que el mejor modelo es el que presenta una alta precisión (Accuracy) y baja pérdida de evaluación, se puede evidenciar lo siguiente:

El mejor conjunto de hiperparámetros es el número 2, dado que tiene la tasa de precisión en la evaluación más alta en comparación a los demás, 0.973, y una pérdida de evaluación bastante baja, 0.3006. Aunque su precisión en el entrenamiento es un poco más baja que la del conjunto 3, sigue siendo bastante alta, 0.974. El segundo mejor conjunto de hiperparámetros es número 3, tiene una pérdida de evaluación más baja que el conjunto 2, 0.3235, pero su tasa de precisión en la evaluación es ligeramente más baja, 0.970. El tercer

mejor conjunto de hiperparámetros es el número 1, obtuvo una tasa de precisión en la evaluación de 0.971, que es ligeramente más baja que las del modelo 2 y 3. Además, su pérdida de evaluación es más alta que la de los modelos 2 y 3, 0.3105. En cuarto lugar, se encuentra el conjunto de hiperparámetros número 8, tiene una tasa de precisión en la evaluación de 0.968 y una pérdida de evaluación de 0.2339. Estos resultados son peores que los modelos 2 y 3. En quinto lugar, el conjunto de hiperparámetros número 5, puesto que tiene una tasa de precisión en la evaluación de 0.969, que es un poco más baja que las del modelo 2 y 3. Además, su pérdida de evaluación es más alta que la del modelo 2. En sexto puesto se encuentra el conjunto de hiperparámetros número 6, muestra una pérdida de entrenamiento bastante alta (0.065400) y una precisión de entrenamiento relativamente baja (0.966355). Además, la pérdida de validación y la precisión de validación también son peores en comparación con los anteriores. En séptimo puesto, el conjunto de hiperparámetros número 4, con una tasa de precisión en la evaluación de 0.966, que es más baja que las del modelo 2, 3, 5 y 8. Además, su pérdida de evaluación es bastante alta, 0.2675. Esto significa que no es tan bueno como los anteriores. Por último, el conjunto de hiperparámetros número 7, tiene una tasa de precisión en la evaluación de 0.964, que es más baja que todas las del resto de modelos. Además, su pérdida de evaluación es bastante alta, 0.2130. Por lo tanto, se considera el peor conjunto de hiperparámetros.

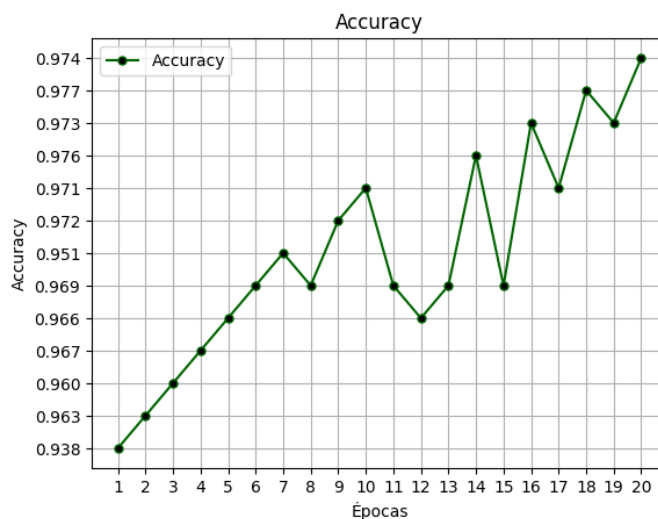


Figura 14. Precisión de entrenamiento del modelo.



Figura 15. Pérdidas de entrenamiento del modelo.

En general, el conjunto de hiperparámetros número 2 presenta los mejores resultados, como se puede evidenciar en la *Figura 14*, en la época 20 alcanza una precisión de 0.974 y en la *Figura 15* se puede observar que en la época 20 tiene 0 de pérdida de entrenamiento. Es importante mencionar que los resultados de estos conjuntos de hiperparámetros varían dependiendo del conjunto de datos, por lo cual también se los probó con el conjunto de datos balanceado con la técnica de undersampling (proceso realizado en el primer objetivo). Se aplicó el método Fine Tuning para modificar los ajustes prioritarios llamados hiperparámetros (véase [Repositorio](#)¹⁹), como se puede observar en la *Figura 16*, se asignó el conjunto de hiperparámetros número 2.

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'psentimiento/robertuito-base-cased'

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=2e-5,
    per_device_eval_batch_size=8,
    per_device_train_batch_size=8,
    num_train_epochs=20,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    push_to_hub=True,
)
```

Figura 16. Hiperparámetros ajustados.

¹⁹https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT/blob/0e50114a35c197d531be3af5931d4e5e21e11904/Entrenamiento_de_modelo_con_muestras_Undersampling.ipynb

En la *Figura 17*, se puede observar los resultados del ajuste del modelo con el conjunto de datos balanceado por Undersampling (Submuestreo), resultados que constan del número de épocas de entrenamiento, la pérdida de entrenamiento, pérdida de validación y la precisión del entrenamiento, alcanza una precisión de entrenamiento de un 0.844, con una pérdida de validación de 1.601 y una pérdida de entrenamiento de 0.008. En cuanto a los resultados de evaluación del modelo, en la *Figura 18* se puede observar que obtiene una precisión de evaluación de 0.836 y una pérdida de evaluación de 0.619.

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.442400	0.400085	0.855956
2	0.295700	0.518189	0.864266
3	0.203300	0.689183	0.844875
4	0.109400	0.782177	0.844875
5	0.059900	0.948181	0.853186
6	0.040900	1.161896	0.855956
7	0.020200	1.256747	0.836565
8	0.013400	1.391080	0.844875
9	0.013800	1.377751	0.839335
10	0.023000	1.499012	0.855956
11	0.016800	1.466486	0.847645
12	0.015500	1.418644	0.850416
13	0.004100	1.418147	0.844875
14	0.010900	1.523821	0.839335
15	0.004000	1.614423	0.842105
16	0.004000	1.604141	0.847645
17	0.000000	1.574129	0.855956
18	0.004900	1.577209	0.847645
19	0.009100	1.592841	0.847645
20	0.008100	1.601553	0.844875

Figura 17. Resultado de entrenamiento del modelo con datos minoritarios.

```

trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

**** Running Evaluation ****
Num examples = 361
Batch size = 8
[46/46 00:01]
{'eval_loss': 0.6191439032554626,
 'eval_accuracy': 0.8365650969529086,
 'eval_runtime': 1.4343,
 'eval_samples_per_second': 251.694,
 'eval_steps_per_second': 32.072,
 'epoch': 20.0}

```

Figura 18. Resultado de evaluación del modelo.

El modelo que mejores resultados obtuvo es el entrenado con el conjunto de datos balanceado por la técnica de Oversampling dando una precisión de entrenamiento de 0.974 y una precisión de evaluación de 0.973, razón por la cual es el que se utilizó para la realización de las siguientes tareas.

En el siguiente video se puede observar el proceso realizado para el ajuste y entrenamiento del modelo (véase, [Repositorio](#)²⁰).

6.3. Objetivo 3: Evaluar la precisión del modelo de lenguaje construido mediante una muestra de usuarios.

Para la elaboración del presente objetivo, se cumplió con la quinta fase de la metodología KDT y se adaptó una sexta fase, mismas que se especifican a continuación:

Fase V: Interpretación y visualización de los resultados.

Tarea 1: Evaluar el modelo entrenado.

Para evaluar el rendimiento del modelo se procedió a utilizar el conjunto de datos de prueba que consta de 1.604 tweets, con el método `trainer.evaluate(eval_dataset[test])`, con la cual se calcula la métrica de rendimiento de precisión del modelo después de entrenarlo, la evaluación del modelo se realizó con el conjunto de datos de prueba (`eval_dataset`), que es diferente del conjunto de datos de entrenamiento que se utilizó para entrenar el modelo. El argumento `test` especifica al conjunto de datos de prueba que se utilizó para la evaluación. Durante la evaluación, el modelo se aplica a cada muestra del conjunto de datos de prueba y se calcula la métrica de evaluación para cada muestra. Una vez que se evalúan todas las muestras del conjunto de datos de evaluación, se calcula una métrica de precisión agregada para el modelo, que se devuelve como resultado del método `trainer.evaluate()`. Esta métrica agregada es una medida del rendimiento general del modelo en el conjunto de datos de evaluación, como se puede evidenciar en la *Figura 19*, el resultado de la evaluación obtuvo una precisión de 0.973 y una pérdida de evaluación de 0.215.

²⁰<https://youtu.be/IuO59UFgtmQ>

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

**** Running Evaluation ****
Num examples = 1604
Batch size = 8
[201/201 00:06]
{'eval_loss': 0.21599455177783966,
 'eval_accuracy': 0.9731920199501247,
 'eval_runtime': 7.0598,
 'eval_samples_per_second': 227.203,
 'eval_steps_per_second': 28.471,
 'epoch': 20.0}
```

Figura 19. Evaluación del modelo.

Fase VI: Crear prototipo.

Tarea 2: Desarrollo de prototipo.

Codificar en base al diseño.

El diseño visual (frontend), se desarrolló con Streamlit un framework basado en el lenguaje de programación Python el cual está destinado al aprendizaje automático, mismo que aporta con las herramientas necesarias para poder diseñar aplicaciones web con interfaces interactivas, ya que posee HTML y CSS. Además, acepta en el mismo diseño todas las librerías que estén vinculadas con Python. Para poder extraer los tweets fue necesaria la creación de la API de twitter, para descargarlos en tiempo real con Tweepy, para lo cual lo primero que se debe realizar es crear una cuenta de desarrolladores en la plataforma de Twitter. Una vez creada la cuenta de desarrollador como se puede observar la *Figura 20*, se tiene acceso a los tokens de acceso y los de consumo.

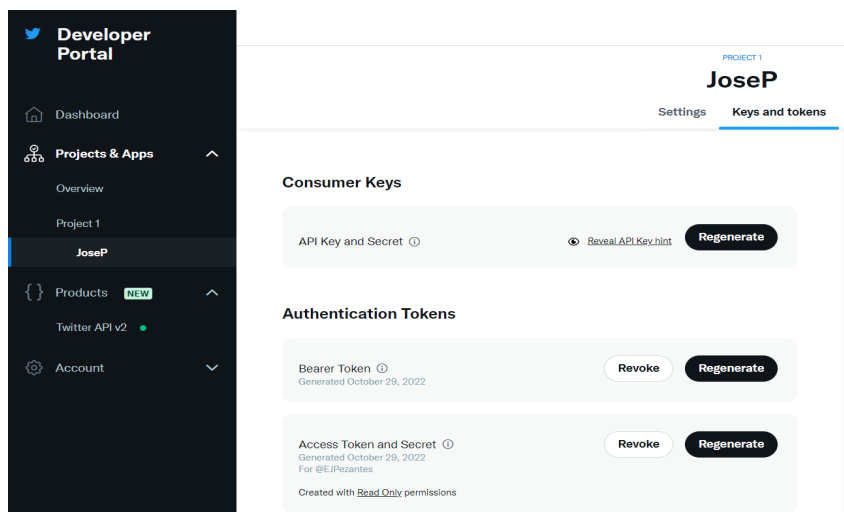


Figura 20. Tokens de acceso y de consumo.

Para hacer uso de los tokens y que los mismos no sean visibles se procedió a almacenarlos en un archivo .tomls para poder llamar a las variables que los almacenan desde el editor de código. Una vez almacenados los tokens se procedió a configurar y llamar a las variables que los almacenan como se puede observar en la *Figura 21*.

```
consumer_key = "YOUR_CONSUMER_KEY"  
consumer_secret = "YOUR_CONSUMER_SECRET"  
access_token = "YOUR_ACCESS_TOKEN"  
access_token_secret = "YOUR_ACCESS_TOKEN_SECRET"
```

Figura 21. Configuración y acceso a los tokens.

Para realizar peticiones a la API de Twitter se procedió a identificar con los tokens que se configuraron anteriormente. Tweepy tiene una función integrada llamada OAuthHandler para facilitarlos. Como se puede ver en la *Figura 22*, se realiza este proceso de autenticación.

```
auth = tweepy.OAuthHandler(consumer_key, consumer_secret)  
auth.set_access_token(access_token, access_token_secret)
```

Figura 22. Proceso de autenticación.

A continuación, se procedió a realizar la creación y llamada a la API para lo cual se configura la función API con la variable auth como se puede observar en la *Figura 23*.

```
api = tw.API(auth, wait_on_rate_limit=True)
```

Figura 23. Creación y llamada a la API.

Para el diseño, al ser un modelo que identifica violencia política de género en twitter, se estableció que debería tener un campo de búsqueda y otro de presentación del resultado. Contiene un cuadro de búsqueda que permite ingresar un usuario de twitter o un término como nombres y apellidos para ser analizados. Al tratarse de una red social y para acceder a sus datos se lo realiza con la Api proporcionada por twitter, se tiene un límite de recolección de tweets en tiempo real para lo cual se agregó un cuadro de tipo numérico en el que se pide el ingreso del número de tweets a analizar, como máximo 50 por consulta. Además, se agregaron dos botones, para filtrar las búsquedas por término o usuario. Por otra parte, el campo de presentación de resultados contiene un dataframe que consta de tres columnas, en la primera columna se encuentra la enumeración de los tweets recolectados, en la segunda se

almacena los tweets recolectados y en la tercera columna la respectiva clasificación de cada tweet (violencia política de género / no violencia política de género), cuando se encuentra alguno que representa este tipo de violencia la clasificación se resalta de color rojo. En la *Figura 24*, se presenta el funcionamiento del prototipo al momento de realizar un análisis y en la *Figura 25* se muestra como la herramienta presenta la respuesta a una búsqueda.

huggingface.co/spaces/JosePezantes/Violencia-politica-genero

Spaces: JosePezantes / **Violencia-politica-genero** like 2 Running Logs App Files Community Settings

 **Violencia política de género en Twitter**

Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género

La presente herramienta permite ingresar un término o un usuario de twitter para ser analizado. Además, permite ingresar un número de tweets para analizar, máximo 50. Si desea analizar lo que publican hacia su usuario de twitter o sus nombres y apellidos seleccione la opción de filtrar por término. Seleccione la opción de filtrar por usuario para analizar los tweets publicados por parte de un usuario de twitter en específico. Al dar click en Analizar se presentan los resultados de los datos ingresados en una tabla con su respectiva clasificación.

Introduzca el término o usuario para analizar.

@ViviZambrano13

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

13 - +

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

Término

Usuario

Analizar


 Analizando tweets...

Figura 24. Aviso sobre la realización de la búsqueda.

Introduzca el término o usuario para analizar.

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

Término
 Usuario

Analizar

✔ Análisis completado!

Últimos 12 Tweets de @ViviZambrano13		violencia política de género
1	@ViviZambrano13 Una lastima no conseguir la alcaldía en esta ocasión, pero seguiremos buscando el cambio	no violencia política de género
2	@ViviZambrano13 nunca se desanime que esto recién empieza.	no violencia política de género
3	Felicidades @ViviZambrano13 por empezar en la vida política.	no violencia política de género
4	@ViviZambrano13 éxitos, continúa adelante con tu carrera.	no violencia política de género
5	Sigue adelante @ViviZambrano13, con esfuerzo lograras todo lo que te propongas en la vida.	no violencia política de género
6	No esta bien que apoyes el no en el referendun @ViviZambrano13 solo porque tu ex-candidato te lo dice, eso es ser borrega	violencia política de género
7	@ViviZambrano13 eres una fiel seguidora de correa pero eso no justifica que cuando vuelva el te va a reconocer	no violencia política de género
8	felicidades @ViviZambrano13 éxitos en tu vida profesional	no violencia política de género

Figura 25. Respuesta de la herramienta.

En la *Figura 26*, se puede observar como se muestra la respuesta del prototipo cuando se realiza una búsqueda y el usuario ingresado no existe en la red social de twitter.



Violencia política de género en Twitter

Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género

La presente herramienta permite ingresar un término o un usuario de twitter para ser analizado. Además, permite ingresar un número de tweets para analizar, máximo 50. Si desea analizar lo que publican hacia su usuario de twitter o sus nombres y apellidos seleccione la opción de filtrar por término. Seleccione la opción de filtrar por usuario para analizar los tweets publicados por parte de un usuario de twitter en específico. Al dar click en Analizar se presentan los resultados de los datos ingresados en una tabla con su respectiva clasificación.

Introduzca el término o usuario para analizar.

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

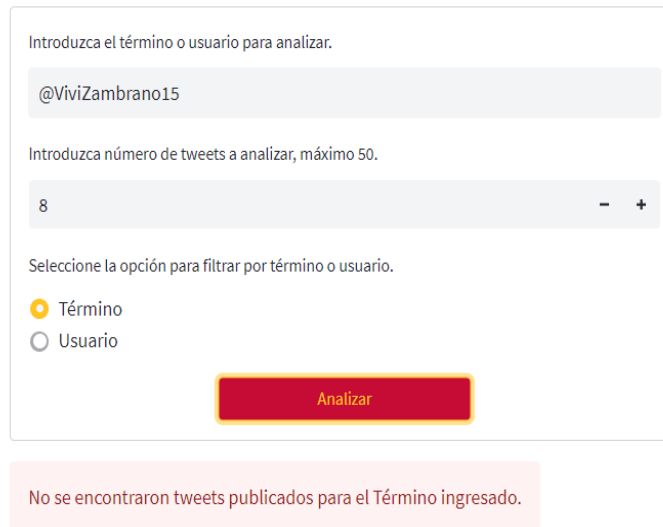
Término
 Usuario

Analizar

⚠ "El usuario ingresado no existe. Por favor, ingrese un usuario existente." ⚠

Figura 26. Aviso sobre el ingreso de un usuario inexistente.

En la *Figura 27*, se puede observar cómo se presenta la respuesta del prototipo de cuando se realiza una búsqueda y no se encuentra tweets publicados para los datos ingresados.



Introduzca el término o usuario para analizar.

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

 - +

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

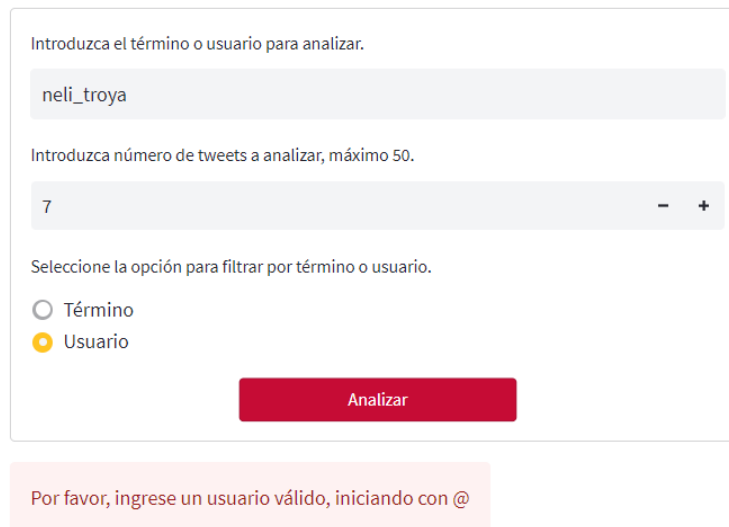
Término
 Usuario

Analizar

No se encontraron tweets publicados para el Término ingresado.

Figura 27. Aviso sobre el ingreso de un término inexistente.

En la *Figura 28*, se muestra la respuesta del prototipo de cuando se realiza una búsqueda y el usuario ingresado es incorrecto, en twitter un usuario siempre empieza con el símbolo de @.



Introduzca el término o usuario para analizar.

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

 - +

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

Término
 Usuario

Analizar

Por favor, ingrese un usuario válido, iniciando con @

Figura 28. Usuario incorrecto.

Desarrollo del prototipo de una aplicación web.

Para desarrollar el prototipo se ejecutó la sexta fase adaptada a la metodología KDT, la cual tiene el fin de presentar un prototipo amigable hacia los usuarios y que les pueda servir para encontrar contenido de violencia política de género hacia mujeres políticas en la red social de twitter. Para la interfaz se empleó el framework Streamlit por su rápido desarrollo y adaptabilidad en proyectos de PLN, tal y como se refleja en la codificación en base al diseño, donde se desarrolló una interfaz. Se procedió a levantar el servicio web para lo cual primeramente se cargó el modelo ajustado en los servicios de models de Hugging Face como se muestra en la *Figura 29*.

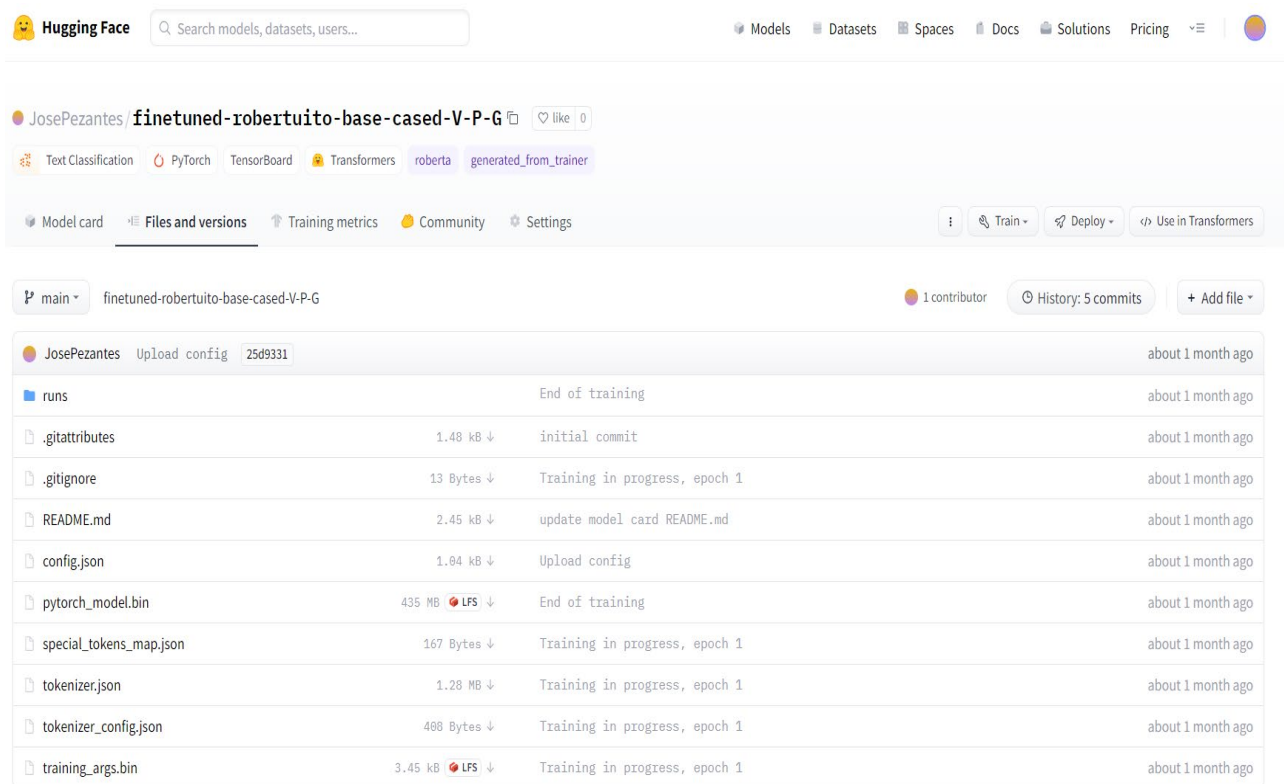


Figura 29. Modelo Ajustado.

Luego de cargar el modelo se emplearon los servicios de Spaces de Hugging Face, en el cual se creó un Space para cargar la interfaz junto a los tokens de las Apis de twitter como se muestra en la *Figura 30*.

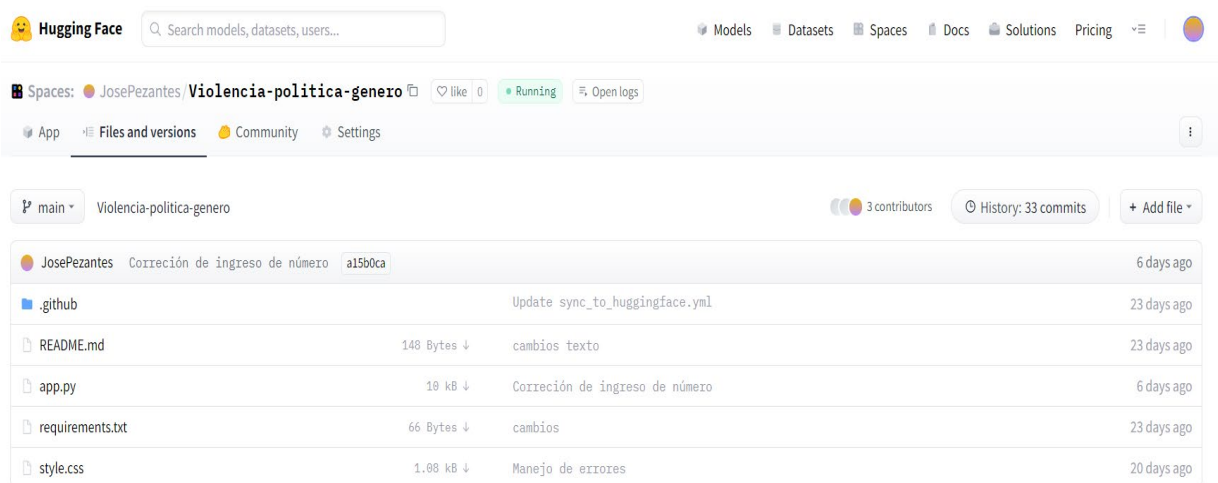


Figura 30. Levantamiento de la Interfaz.

Para hacer uso de los tokens de las Apis de twitter y que los mismos no sean visibles para los usuarios, los Spaces de Hugging Face cuentan con un repositorio secreto en settings, mismo que posibilita almacenar los tokens de forma segura como se puede observar en la *Figura 31*.

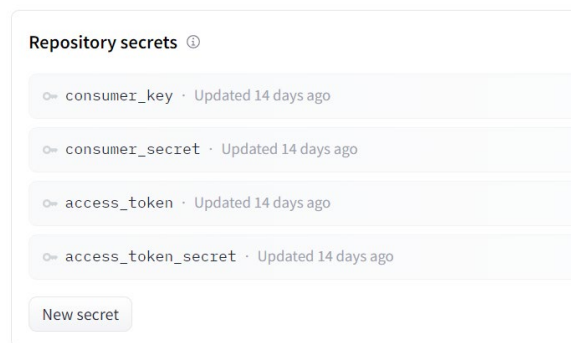


Figura 31. Repositorio secreto para los tokens.

El Prototipo se implementó en la siguiente dirección:

<https://huggingface.co/spaces/JosePezantes/Violencia-politica-genero>, de acuerdo con el diseño previamente establecido y su correspondiente arquitectura, tal y como se puede apreciar en la *Figura 32*.



Violencia política de género en Twitter

Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género

La presente herramienta permite ingresar un término o un usuario de twitter para ser analizado. Además, permite ingresar un número de tweets para analizar, máximo 50. Si desea analizar lo que publican hacia su usuario de twitter o sus nombres y apellidos seleccione la opción de filtrar por término. Seleccione la opción de filtrar por usuario para analizar los tweets publicados por parte de un usuario de twitter en específico. Al dar click en Analizar se presentan los resultados de los datos ingresados en una tabla con su respectiva clasificación.

Introduzca el término o usuario para analizar.

Introduzca número de tweets a analizar, máximo 50.

 -- +

Seleccione la opción para filtrar por término o usuario.

Término

Usuario

Figura 32. Prototipo levantado en la web.

Tarea 3: Evaluación del prototipo

Se realizaron las pruebas empleando la evaluación humana (human evaluation), se puso a prueba las respuestas generadas por el modelo con mujeres involucradas en la política como: la Viceprefecta de la provincia de Loja; a una especialista como la docente de la UNL quien es Abogada, Politóloga y Ex Concejala y Directora de Consejo Nacional de Loja; a una Asesora Política, quien también se desempeña como Comunicadora Social y Docente de la UNL; a una concejala del catón Calvas y una candidata a concejal del cantón Balsas, con el fin de que valoren las respuestas presentadas, en relación a la concordancia y aceptabilidad de sus conocimientos en el campo y comprobar el porcentaje de respuestas válidas que presenta el modelo, puesto que las personas antes mencionadas están inmersas en la política, tienen los conocimientos y por ende pueden considerar si las respuestas presentadas por el modelo son coherentes.

Para realizar dicha evaluación las participantes probaron el prototipo, en este caso se obtuvieron las respuestas por parte del modelo con una configuración que implica una búsqueda de 1 hasta 50 tweets más recientes en la red social de twitter, los cuales son clasificados en violencia política de género o no violencia política de género y las respuestas se enviaron a evaluación por medio de una encuesta de satisfacción de la alternativa propuesta para identificar contenido de violencia política de género en twitter, para ello se pidió a los participantes de las pruebas del prototipo responder un formulario (véase *Anexo 4. Encuesta de satisfacción del prototipo propuesto realizada a mujeres involucradas en la política.*), con lo cual se obtuvo lo siguiente.

El 100% de las usuarias políticas, como se puede evidenciar en la *Figura 33* consideran que la herramienta clasifica correctamente el contenido como violencia política de género.

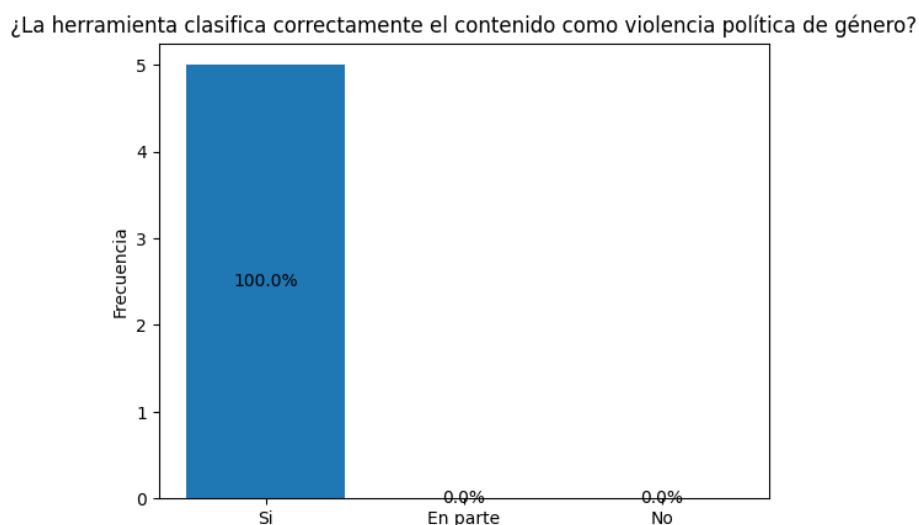


Figura 33. Clasificación correcta de no violencia política de género.

El 80% de las participantes, como se puede observar en la *Figura 34* consideran que la herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género y el 20% consideran que clasifica en parte correctamente.

¿La herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género?

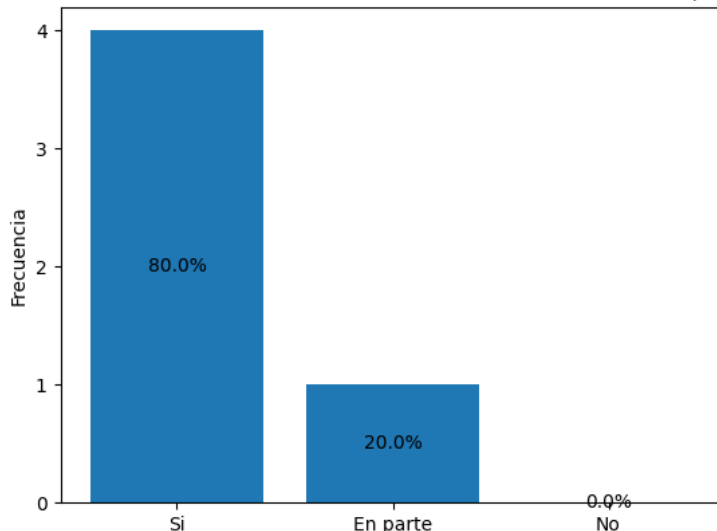


Figura 34. Clasificación correcta de no violencia política de género.

En la *Figura 35*, se puede observar que 100% de las participantes afirma que si le gustaría contar con la herramienta de identificación de violencia política de género en twitter para analizar los tweets en los cuales mencionen su perfil o sus nombres.

¿Le gustaría a usted contar con la herramienta de identificación de violencia política de género en twitter para analizar los tweets en los cuales mencionen su perfil o sus nombres?

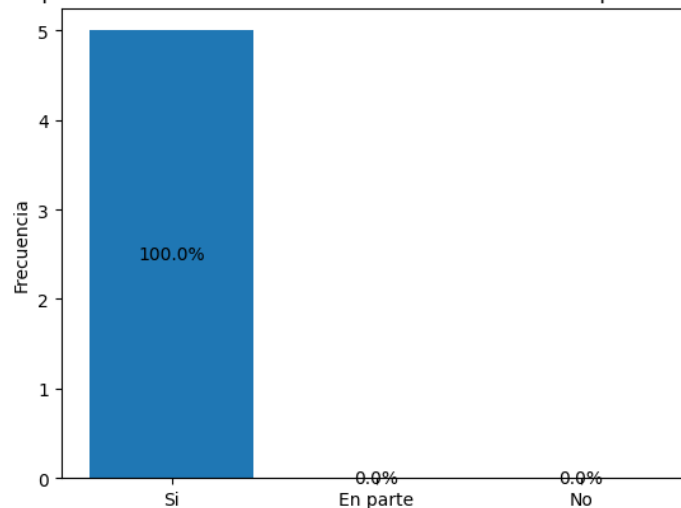


Figura 35. Satisfacción con el software propuesto.

Además, las participantes afirman que la herramienta si será de utilidad para identificar contenido de violencia política de género, La Viceprefecta de la provincia de Loja. María José Coronel manifiesta que “Sí. Me parece una herramienta interesante y útil. Quienes

hemos estado en un cargo público sea de elección popular o no, hemos sentido de una u otra forma violencia política en especial a través de redes sociales, porque por lo general el anonimato que garantizan estas plataformas permite que ocurra aquello, por eso me parece interesante esta herramienta, porque creo que evidenciarlo es una forma importante de combatirlo.”, La Abogada, Politóloga, Ex Concejala, Ex Directora de Consejo Nacional de Loja y actualmente Docente de la UNL Johana Sarmiento por su parte manifiesta que “Si porque es necesario prevenir y erradicarla.”, mientras que la Ing. Neli Virmania Troya Troya, Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas manifiesta que si es necesaria, por último Viviana Zambrano candidata a concejal del cantón Balsas manifiesta que “Si ya que con palabras claves se puede identificar si es violencia de género o no”.

Además, las usuarias manifiestan que hasta el momento la herramienta está de forma adecuada, es interactiva para el usuario y es muy útil, mientras que por otra parte recomiendan que se podría mejorar en mostrar por separado los dos resultados, además manifiestan que seguramente se debe ir mejorando puesto que los fenómenos políticos son cambiantes y por último se recomienda mejorar el tiempo de espera de los resultados.

Posteriormente se realizó una comparación de las respuestas del prototipo, entre la concejala del cantón Calvas la cual tenía tres opciones para responder (si, en parte y no), con el estudio realizado por el consorcio de organizaciones Alsur [50], quienes trabajan en la sociedad civil y en el ámbito académico en América, en el cual se presenta tipos de violencia política de género.

Tabla 7. Evaluación de las respuestas presentadas por el prototipo.

Tweet	Prototipo	Estudio Alsur	Mujer política
Y el JUICIO qué pasó?? Fue verdad o ll inventaron ? Como todo lo que hacen para dañar el País. Miserables!!	Violencia política de género	Campañas de desprestigio	Si
Renuncie no sea malita, vaya a casa tal vez ahí haga algo por la provincia que representa. #ESLOQUEHAY.	Violencia política de género	Campañas de desprestigio	Si
Deles "su sueldo", ahhhhh eso no, verdad???	No violencia política de género	Ninguna	Si
Jajaja, otra vez pone el cargo a disposición, pero con la muerte	No violencia política de género	Ninguna	Si

cruzada, que buscan con esto. Les salió mal lo del juicio?			
Renuncia, vaga han pasado 2 años jodiendo, solo para sus intereses, partida de sinvergüenzas	Violencia política de género	Ofensivo	Si
El que tiene rabo de paja que no se acerque a la candela.	No violencia política de género	Ninguna	En parte
Quien puso a Moreno en la presidencia??? Solo eso pregunto yo.	No violencia política de género	Ninguna	Si
Se les cayó el juicio político al Presidente 🙄🙄🙄 https://t.co/3VtZ9KLu1y	No violencia política de género	Ninguna	Si
Quien es usted otra vaga delincuente narco que gana dinero del pueblo x estar sentada calentando el puesto, ya llegará tu hora ya llegará	violencia política de género	Campañas de desprestigio, Ofensivo	Si
A ver si estas ve se van de una vez oportunista	Violencia política de género	Ofensivo	Si
Bien felicidades!!	No violencia política de género	Ninguna	Si
Otra lameorto del prófugo.	Violencia política de género	Ofensivo	Si
El que tiene rabo de paja que no se acerque a la candela.	No violencia política de género	Ninguna	Si
Caretuca... tu hermano es el mayor corrupto q ha tenido la historia son miserables.	Violencia política de género	Campañas de desprestigio, ofensivo	Si
Ladrona, sinvergüenza.	Violencia política de género	Ofensivo	Si

En la comparación realizada en la *Tabla 7*, se puede evidenciar que 14 de los 15 tweets clasificados por el prototipo, según el estudio del consorcio de organizaciones Alsur y la concejala del cantón Calvas, coinciden en que están clasificados correctamente y 1 tweet de los 15 según la concejala está clasificado en parte correctamente.

Una vez realizada la evaluación del prototipo se procedió a analizar el prototipo los datos de las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025 (véase Anexo 5), dicha evaluación se realizó el día lunes 13 de febrero del 2023 y consistió en analizar los usuarios de twitter o los nombres y apellidos de las Assembleístas, se obtuvieron las respuestas presentadas por el modelo con una configuración que incluye una búsqueda de 1 hasta 50

tweets más recientes en la red social de twitter, los cuales son clasificados en violencia política de género o no violencia política de género, el resultado de la evaluación realizada se puede apreciar en la *Tabla 8*. Los nombres y apellidos de las asambleístas y las cuentas de twitter de las mismas fueron sustraídos de la página de la Asamblea Nacional, misma que puede acceder desde la siguiente dirección: <https://www.asambleanacional.gob.ec/es/pleno-asambleistas>

Tabla 8. Evaluación del prototipo con las cuentas de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.

Nº	Asambleísta	Contenido de violencia política de genero
1	María Gabriela Molina Menéndez-Asambleísta por Manabí	No
2	Jahiren Elizabeth Noriega Donoso-Asambleísta por Pichincha	No
3	Silvia Patricia Nuñez Ramos-Asambleísta por Chimborazo	No
4	Esther Adelina Cuesta Santana-Asambleísta por Europa	Si
5	Johanna Cecibel Ortiz Villavicencio-Asambleísta por Loja	No
6	Victoria Tatiana Desintonio Malave-Asambleísta por Guayas	Si
7	Janeth Paola Cabezas Castillo-Asambleísta Nacional	No
8	Esperanza Guadalupe Llori Abarca-Asambleísta por Orellana	No
9	Mónica Estefania Palacios Zambrano-Asambleísta por EEUU – Canadá	Si
10	Gissela Garzón Monteros-Asambleísta por Pichincha	Si
11	Ana María Raffo Guevara-Asambleísta por Guayas	Si
12	Fernanda Mabel Méndez Rojas-Asambleísta por Azuay	No
13	Eugenia Sofia Espín Reyes-Asambleísta por Guayas	Si
14	Mariuxi Cleopatra Sanchez Sarango-Asambleísta por Orellana	No
15	Marcela Holguín Naranjo-Asambleísta por Pichincha	Si
16	Mónica Salazar Hidalgo-Asambleísta por Los Ríos	No
17	Luisa Magdalena González Alcívar-Asambleísta por Manabí	Si
18	Rosa Belén Mayorga Tapia-Asambleísta por Tungurahua	Si

19	Jhajaira Estefania Urresta Guzman-Asambleísta por Pichincha	Si
20	Raisa Irina Corral Alava-Asambleísta Nacional	Si
21	Pamela Alejandra Aguirre Zambonino-Asambleísta por Imbabura	Si
22	Patricia Monserrat Mendoza Jiménez-Asambleísta por Esmeraldas	No
23	Ana Cecilia Herrera Gomez-Asambleísta por Cotopaxi	No
24	Pierina Sara Mercedes Correa Delgado-Asambleísta Nacional	Si
25	María Fernanda Astudillo Barrezueta-Asambleísta por El Oro	Si
26	Rebeca Viviana Veloz Ramirez-Asambleísta por Santo Domingo de los Tsáchilas	No
27	Maria Vanessa Alava Moreira-Asambleísta por Manabí	No
28	Esperanza Guadalupe Llori Abarca-Asambleísta por Orellana	Si
29	Katuska Miranda Giler-Asambleísta por Manabí	Si
	Sara Noemí Cabrera Chacón-Asambleísta por El Oro	Si
30	Jessica Carolina Castillo Cardenas-Asambleísta por Pichincha	Si
31	Rosa Elizabeth Cerda Cerda-Asambleísta por Napo	No
32	Isabel Maria Enrriquez Jaya-Asambleísta por Zamora Chinchipe	Si
33	Bertha Patricia Sánchez Gallegos-Asambleísta Nacional	No
34	Gissella Cecibel Molina Alvarez-Asambleísta por Cotopaxi	No
35	Dina Maribel Farinango Quilumbaquin-Asambleísta por Pichincha	No
36	Sandra Sofia Sánchez Urgilés-Asambleísta por Azuay	Si
37	Mireya Katerine Pazmiño Arregui-Asambleísta por Bolívar	Si
38	Wilma Piedad Andrade Muñoz-Asambleísta Nacional	Si
39	Johanna Moreira Córdova-Asambleísta por El Oro	No
40	Ligia Del Consuelo Vega Olmedo-Asambleísta por Morona Santiago	Si
41	Lucia Shadira Placencia Tapia-Asambleísta por Loja	No
42	Amparo Rocío Guanoluisa Farinango-Asambleísta por Pichincha	No

43	Ludvia Yeseña Guamaní Vásquez-Asambleísta por Pichincha	Si
44	Nelly Zolanda Plúas Arias-Asambleísta por Guayas	No
45	Karen Gardenia Noblecilla Quintana-Asambleísta por El Oro	No
46	Dallyana Marianela Passailaigue Manosalvas-Asambleísta por Guayas	Si
47	Marjorie De Los Angeles Chávez Macias-Asambleísta por Pichincha	No
48	Nathalie Maria Viteri Jimenez-Asambleísta Nacional	Si
49	Geraldine Weber Moreno-Asambleísta por Guayas	No
50	Amada María Ortiz Olaya-Asambleísta por Santo Domingo de los Tsáchilas	No
51	Vanessa Lorena Freire Vergara-Asambleísta por Los Ríos	No
52	Elina Alexandra Narvaez Mendencia-Asambleísta por Guayas	No
53	Daysi Marilyn Yuquilema Chimbolema-Asambleísta por Chimborazo	No
54	Nathalie Arias Arias-Asambleísta Nacional	Si
55	Rina Asunción Campain Brambilla-Asambleísta por Esmeraldas	Si
56	Briana Alejandra Villao-Asambleísta por Guayas	No
57	Diana Elizabeth Pesántez Salto-Asambleísta por Azuay	No
58	Blanca Lucrecia Sacancela Quishpe-Asambleísta por Pichincha	No
59	María José Plaza Gómez De La Torre-Asambleísta por Pichincha	Si
60	Ana Belén Cordero Cuesta-Asambleísta Nacional	No
Total		Si=29 No=31

Los resultados de la evaluación realizada con los datos de las Asambleístas electas en Ecuador son: a 29 de las 60 Asambleístas les han dirigido contenido de violencia política de género y a 31 de las 60 no.

Como se puede evidenciar en la *Figura 36*, el 48.3% del total de las asambleístas les han dirigido tweets que contienen violencia política de género y al 51.7 del total de asambleístas no les han dirigido tweets con contenido de violencia política de género.

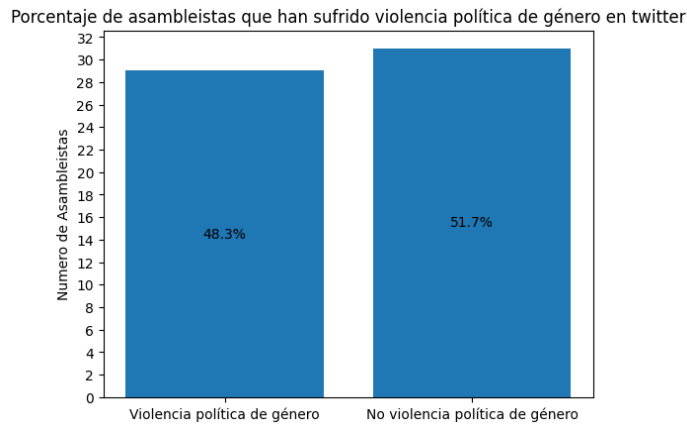


Figura 36. Porcentaje de Asambleístas que han sufrido violencia política de género en twitter.

En la *Figura 37*, se puede observar los resultados individuales del análisis realizado con los datos de las asambleístas el día lunes 13 de febrero del 2023 con una configuración en la herramienta de los últimos 50 tweets con corte de la fecha antes mencionada, en los cuales se pone en evidencia la cantidad de tweets dirigidos a las mismas con contenido de violencia política de género, siendo las Asambleístas Sandra Sofía Sánchez Urgiles y Pamela Alejandra Aguirre Zambonino las que recibieron la mayor cantidad de tweets con contenido de violencia política de género.

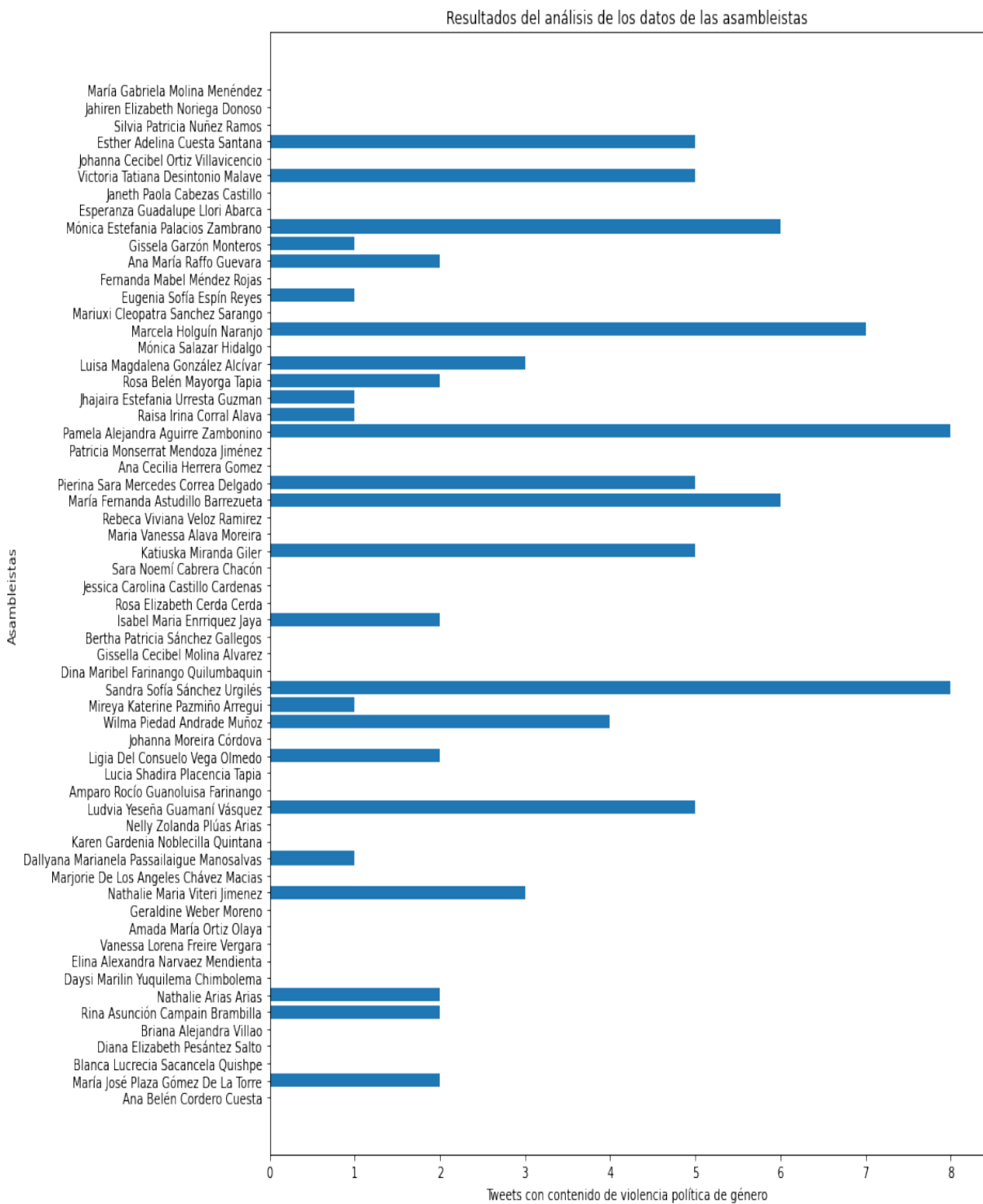


Figura 37. Resultados del análisis de los datos de las asambleístas.

7. Discusión

7.1. Desarrollo de la propuesta

La presente sección tiene como propósito ratificar los objetivos del Trabajo de Titulación denominado “Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.”, además de solventar el problema de investigación el cual trata de: ¿Cómo identificar la existencia de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025 en twitter, utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito?. Conforme a los resultados obtenidos en los objetivos planteados, se corrobora de manera positiva la creación de un modelo de lenguaje utilizando el modelo preentrenado RoBERTuito, donde de acuerdo a las evaluaciones realizadas se justifica que el modelo ajustado en base a RoBERTuito, permite identificar contenido de violencia política de género en la red social twitter.

A continuación, se detallan discusiones de cada uno de los objetivos planteados, en las cuales se relaciona a los puntos más relevantes de cada proceso, las mejoras, limitaciones y, los aportes más significativos del desarrollo del presente Trabajo de Titulación en relación a otros trabajos.

7.1.1. Objetivo 1: Construir un conjunto de datos proveniente de la red social Twitter, basado en las menciones a las cuentas oficiales de las Assembleístas ecuatorianas electas para el periodo 2021-2025.

Para elaborar el primer objetivo se desarrolló las tres primeras fases de metodología KDT, estas son: Fase 1. Comprender el dominio de la aplicación, Fase 2. Adquisición de un conjunto de datos objetivo, Fase 3. Limpieza de datos, preprocesamiento y transformación.

Se empleó un conjunto de datos extraídos de Twitter en el contexto de las assembleístas electas en Ecuador, en los que se pretendía conocer la existencia de violencia política de género; se recuerda que de acuerdo a la revisión bibliográfica realizada, no se encontró investigaciones que construyan o empleen un conjunto de datos para determinar la existencia de violencia política de género en tweets, sino solo estudios o trabajos que se asemejan, como

es el caso de la investigación de Davidson et al.[51], en la que realizan análisis de sentimientos, análisis de emociones, detección de ironía y Detección de discursos de odio. Razón por la cual se procedió a clasificar manualmente el conjunto de datos extraído de twitter empleando la técnica de crowdsourcing, que consistió en clasificar mediante trabajo colaborativo por la comunidad universitaria de la UNL, quedando como resultado un conjunto de datos clasificado en violencia política de género y no violencia política de género.

De esta manera, la construcción del conjunto de datos (ver Objetivo 1 de Sección Resultados) también ha sido un aporte importante para trabajos futuros, debido a que ya se tiene un conjunto de datos para ser empleado en la construcción de modelos o algoritmos que identifiquen contenido de violencia política de género en Ecuador.

7.1.2. Objetivo 2: Construir la arquitectura del modelo utilizando el modelo de lenguaje RoBERTuito.

El presente objetivo fue desarrollado empleando la cuarta fase de la metodología KDT: Desarrollo del modelo. La primera actividad radicó en diseñar la arquitectura del modelo, arquitectura que se siguió para la construcción del modelo partiendo del modelo de lenguaje preentrenado RoBERTuito.

Para el entrenamiento del modelo, se utilizó el lenguaje de programación Python junto con la librería de aprendizaje automático Pytorch y Transformers. Se realizó el afinado del modelo tanto con el conjunto de datos balanceado con la técnica de oversampling y undersampling, para esto se utilizó la herramienta Google Colab, ya que permite la utilización de GPU's con mejores características. Se aplicó el método Fine Tuning para modificar los ajustes prioritarios llamados hiperparámetro, se asignó un $\text{learning_rate} = 2e-5$, un $\text{batch_size} = 8$ y $\text{epochs} = 20$.

Dando los mejores resultados el modelo entrenado con el conjunto de datos balanceado por la técnica de Oversampling con una precisión de 0.976 mejorando significativamente en comparación a la precisión del modelo tomado como referencia RoBERTuito [17], que tiene una precisión de 0.801.

En consecuencia, la construcción del modelo a partir del modelo preentrenado RoBERTuito, representa un importante aporte puesto que además de servir para identificar contenido de violencia política de género en el presente TT, puede servir para futuras investigaciones.

7.1.3. Objetivo 3: Evaluar la precisión del modelo de lenguaje construido mediante una muestra de usuarios.

Para dar cumplimiento con el tercer objetivo específico, se utilizaron la quinta y sexta fase de la metodología KDT: Fase 5. Interpretación y visualización de los resultados, Fase 6. Crear prototipo.

Inicialmente se evaluó el modelo entrenado con el conjunto de datos de prueba que consta de 1.604 tweets, el resultado de la evaluación dio una precisión de 0.973 y una pérdida de evaluación de 0.215. Posteriormente, para realizar una evaluación del modelo con usuarios se procedió a desarrollar el prototipo, mismo que fue elaborado en el lenguaje Python por su relación con el aprendizaje automático, que permite un desarrollo e implementación íntegra. Es importante destacar que el prototipo cuenta con un campo de búsqueda que permite ingresar un usuario de Twitter o un término, como nombres y apellidos, para su análisis en la red social. De esta manera, se pueden obtener respuestas en función de los datos proporcionados, aunque el tiempo de respuesta podría aumentar dependiendo de la cantidad de tweets, con una estimación de tiempo que varía entre 5 y 40 segundos según los datos ingresados.

Una vez implementado el prototipo se procedió a realizar evaluaciones con usuarias políticas, se obtuvo resultados satisfactorios en las respuestas ofrecidas por el prototipo. En la evaluación humana o human evaluation, por parte de mujeres políticas: El 100% de las participantes consideran que la herramienta clasifica correctamente el contenido como violencia política de género y el 75% de las participantes consideran que la herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género.

Finalmente, se procedió a Evaluar el prototipo con los datos de las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025 (véase Anexo 5), dicha evaluación se realizó el día lunes 13 de febrero del 2023 y consistió en analizar los usuarios de twitter o los nombres y apellidos

de las Asambleístas, dando los siguientes resultados: a 29 de las 60 Asambleístas les han dirigido contenido de violencia política de género y a 31 de las 60 Asambleístas no les han dirigido contenido de violencia política de género en twitter. Con lo cual se da respuesta a la pregunta de investigación que a través de la creación de un modelo de lenguaje utilizando el modelo preentrenado RoBERTuito y su posterior implementación permite identificar en la red social de Twitter contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.

7.2. Valoración técnica, económica, ambiental y social

7.2.1. Valoración técnica

El presente Trabajo de Titulación se valora técnicamente por medio de la integración de diversas tecnologías y herramientas de software, mismas que se emplearon de manera conjunta con el objetivo de realizar modelo de lenguaje utilizando el modelo RoBERTuito que identifique tweets que contengan violencia política de género.

7.2.2. Valoración económica

Para la elaboración del presente Trabajo de Titulación, se requirieron ciertos recursos económicos, mismos que se detallan en la Tabla 9, Tabla 10 y Tabla 11:

Tabla 9. Recursos - Talento humano.

Talento Humano			
Responsable	N° de horas	Valor por hora	Costo total
Tesista	400	\$2.50	\$1,000.00
Director	40	\$10.48	\$419.00
TOTAL			\$1,419.00

Tabla 10. Recursos - Técnicos y tecnológicos.

Software	
Nombre	Costo total
Google Chrome	\$0.00
Google Colab	\$0.00
Mendeley Desktop	\$0.00
Visual Studio Code	\$0.00
Python	\$0.00
Hugging Face	\$0.00

Firma electrónica			\$15.00
Zoom			\$0.00
SUBTOTAL			\$15.00
Hardware			
Nombre	Cantidad	Costo Unitario	Costo Total
Laptop Lenovo	1	\$850.00	\$850.00
TOTAL			\$865.00

Tabla 11. Recursos - Servicios.

Servicios			
Nombre	Meses	Costo unitario	Costo total
Internet	5	\$20.00	\$100.00
TOTAL			\$100.00

De acuerdo a todos los recursos económicos anteriormente presentados, se genera la Tabla 12, en la que se presenta la sumatoria de cada uno de ellos, con el valor total de los gastos que llevó realizar el presente TT.

Tabla 12. Totalidad de los recursos económicos.

Presupuesto General	
Descripción	Costo total
Talento Humano	\$1,419.00
Recursos Técnicos	\$865.00
Servicios	\$100.00
TOTAL	2,384.00

7.2.3. Valoración ambiental

Durante la elaboración del presente Trabajo de Titulación se emplearon principalmente recursos tecnológicos y digitales que tienen un mínimo impacto ambiental, con la excepción del consumo eléctrico, y se limitó el uso de materiales y otros elementos que puedan causar daño al medio ambiente.

7.2.4. Valoración social

El presente Trabajo de Titulación, en el ámbito social tiene una fuerte valoración ya que determinó de que sí existe contenido de violencia política de género en la red social Twitter, y son tweets que van en contra de las mujeres políticas en Ecuador, lo que de acuerdo a varias entrevistas y encuesta como, por ejemplo, la realizada a la Viceprefecta de la provincia de

Loja. María José Coronel manifiesta que quienes han estado en un cargo público sea de elección popular o no, han sentido de una u otra forma violencia política en especial a través de redes sociales, porque por lo general el anonimato que garantizan estas plataformas permite que ocurra aquello, por lo cual evidenciarlo es una forma importante de combatirlo. Razón por la cual, con los resultados del presente TT se está dando una fuente confiable para que las autoridades de instituciones o fundaciones competentes en esta área tomen medidas a su criterio que conlleven a generar concientización en la población para erradicar este tipo de violencia política. Se hizo llegar un informe de los resultados del presente TT al director del CNE de Loja con el fin de que puedan llegar a tomar acción en su institución con el fin de erradicar este tipo de violencia (véase *Anexo 6. Informe dirigido a Abg. Luis Hernán Cisneros*).

8. Conclusiones

Una vez culminado el Trabajo de Titulación, se concluye que:

- El crear un modelo de lenguaje a partir del modelo preentrenado RoBERTuito y su posterior implementación en un prototipo permitió identificar en la red social de twitter contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.
- Transformar el un conjunto de datos obtenido de la red social de twitter permitió tener una base de datos especializada en violencia política de género, la cual fue indispensable para poder entrenar el modelo de lenguaje creado utilizando el modelo preentrenado RoBERTuito.
- El diseño de la arquitectura del modelo permitió ajustar los hiperparámetros de entrenamiento del modelo base RoBERTuito, se establecieron en un batch de 8, una tasa de aprendizaje de $2e-5$ y un número de épocas de entrenamiento de 20. Según las pruebas de rendimiento de entrenamiento del modelo, con el conjunto de datos balanceado por la técnica de submuestreo se obtuvo como resultado una precisión de 0.864, mientras que con el conjunto de datos balanceado por la técnica de sobremuestreo obtuvo una precisión de 0.976.
- Finalmente, mediante una evaluación realizada al modelo, se pudo obtener respuestas correctas por parte del modelo RoBERTuito ajustado al contexto de violencia política de género, la cual fue realizada por mujeres políticas, las cuales validaron que en un 100% de las respuestas clasifica correctamente contenido de violencia política de género y en un 75% clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género. Por lo tanto, el prototipo se puede considerar como un servicio para las personas involucradas en la política que deseen identificar contenido de violencia política de género en twitter, recalando que cualquier contenido que sea considerado como violencia política de género se debería consultar a las autoridades pertinentes.

9. Recomendaciones

Una vez culminado el Trabajo de Titulación, se recomienda que:

- Al crear modelos especializados en un área específica, es recomendable utilizar la técnica de "fine tune" mediante el uso de modelos pre-entrenados. Aunque es necesario ajustarlos para obtener resultados óptimos, esto permite ahorrar tiempo y recursos informáticos significativos. Además, emplear modelos especializados en un campo en particular facilita la creación de diversos sistemas que podrían ayudar o complementar el trabajo de profesionales en diferentes áreas.
- Para recolectar los tweets de la red social de twitter utilizando las Apis de Twitter devuelve tweets solo de hasta 7 días, por lo cual para armar el conjunto de datos la mejor opción es emplear las librerías existentes como lo es la librería de Python Snsrape, la cual permite de manera gratuita extraer tweets sin restricción alguna por antigüedad u otra limitante.
- Durante la fase de selección de datos para el afinamiento (fine-tuning) de un modelo en un campo específico, es necesario llevar a cabo una clasificación y filtrado cuidadosos para garantizar un buen ajuste y un rendimiento adecuado del modelo posteriormente.
- Si se necesita desarrollar sistemas basados en inteligencia artificial, es altamente recomendable contar con el hardware adecuado, ya que el desarrollo en esta área conlleva un alto costo computacional y se necesita un buen rendimiento en el hardware utilizado.

9.1. Trabajos futuros

- Actualizar el conjunto de datos debido a que la violencia política de género está en constante evolución para lo cual es necesario ir actualizando lo terminados considerados como violencia política de género.
- Implementar el prototipo en una aplicación móvil.
- Implementar el prototipo en un servidor local, para lo cual debe tener en cuenta los recursos necesarios como: tweepy==4.6.0, Pandas, Transformers, Torch, numpy, pysentimiento.

9.2. Limitaciones:

Falta de estudios relacionados: Previo a la ejecución del presente TT, se plantearon las posibles formas de identificar contenido de violencia política de género en datos textuales utilizando un modelo de lenguaje, además de que no había estudios en los que se haya empleado un modelo de lenguaje para identificar este tipo de violencia, la falta de recursos como los dataset o el código fuente para reproducir los resultados de otras investigaciones ha llegado ser una gran limitante, ya que se imposibilita mejorar el estudio o continuar con trabajos futuros.

La primera alternativa para tratar la falta de dataset fue realizarlo a través de un experto un experto que ayude en la clasificación de los mismos, pero debido a la gran cantidad de tweets (19654) no resultaba factible que esta tarea sea realizada por una persona. Lo que llevo a emplear la técnica de crowdsourcing para clasificar de manera colaborativa el conjunto de datos con participantes de la comunidad universitaria de la UNL y poder aplicar fine tuning al modelo RoBERTuito el cual está especializado en otras tareas de clasificación de tweets en español, llegando a obtener un nuevo modelo que dio resultados óptimos en la identificación de este tipo de violencia.

Es importante resaltar que el modelo ajustado y el dataset se encuentran disponibles en el repositorio de Hugging Face de la Universidad nacional de Loja (véase [Repositorio UNL](#)²¹), y en cuanto al código fuente generado en todo el proceso del presente TT se encuentra disponible en un repositorio GitHub (véase [Repositorio](#)²²), para su reproducción o posteriores investigaciones y trabajos futuros.

Cantidad de tweets para analizar en el prototipo: Esta limitante es producida por la API de Twitter, debido a que para poder clasificar los tweets utilizando el prototipo creado, se ha empleado la API gratuita de twitter para poder acceder a los tweets de esta red social, la cual permite obtenerlos de hasta 7 días y las solicitudes a la API están limitadas a un máximo de 500,000 solicitudes por mes para el endpoint de búsqueda de tweets estándar y a un máximo de 100 solicitudes por ventana de 15 minutos para el streaming de tweets en tiempo real. Es importante tener en cuenta estas limitaciones al diseñar aplicaciones que utilizan la API de Twitter, ya que superar los límites de tasa puede resultar en la restricción o la suspensión del acceso a la API.

²¹ <https://huggingface.co/UNL>

²² https://github.com/JPezantes/Violencia_politica_de_genero_TT.git

10. Bibliografía

- [1] M. B. Valdez Apolo, C. Arcila Calderón, y J. Jiménez Amores, “El discurso del odio hacia migrantes y refugiados a través del tono y los marcos de los mensajes en Twitter”, *Revista de la Asociación Española de Investigación de la Comunicación*, vol. 6, nº 12, Asociación Española de Investigación de la Comunicación (AE-IC), pp. 361–384, 13 de noviembre de 2019. doi: 10.24137/raeic.6.12.2.
- [2] V. L. Chamorro Alvarado, “Clasificación de tweets mediante modelos de aprendizaje supervisado”, Universidad Complutense de Madrid, 2018. [En línea]. Disponible en: <https://eprints.ucm.es/id/eprint/49774/>
- [3] Instituto Nacional de Estadística y Censos, “Boletín Encuesta Nacional sobre las Relaciones Familiares Y Género Contra Las Mujeres (ENVIGMU)”, 2019. [En línea]. Disponible en: https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_Sociales/Violencia_de_genero_2019/Boletin_Tecnico_ENVIGMU.pdf
- [4] Mecanismo de Seguimiento de la Convención de Belém do Pará (MESEVIC-CIM/OEA), “Ley Modelo Interamericana”, 2017. [En línea]. Disponible en: <http://www.oas.org/es/mesecvi>
- [5] ONU Mujeres y MEGECI, “Ley orgánica integral para prevenir y erradicar la violencia contra las mujeres”, dic. 2018. Accedido: 3 de diciembre de 2022. [En línea]. Disponible en: <https://www.igualdadgenero.gob.ec/wp-content/uploads/2018/11/LOIPEVM-Versión-Ejecutiva.pdf>
- [6] M. del C. Justicia de la Torre, “Nuevas técnicas de minería de textos: Aplicaciones”, Universidad de Granada, 2017. Accedido: 28 de febrero de 2023. [En línea]. Disponible en: <http://hdl.handle.net/10481/46975>
- [7] J. A. Mansilla Moraga, “Minado de texto aplicado en Twitter para obtener la polaridad en opiniones de usuarios acerca den nuevo Proyecto de ley que regula la migración en Chile”, Universidad Del Bio-Bio, 2018. Accedido: 19 de julio de 2022. [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/40417608/Tesis_Final
- [8] E. A. Doctor Bracho, “Tecnicas Estadisticas en Minería de Textos”, Universidad de Sevilla, 2018. [En línea]. Disponible en: <https://hdl.handle.net/11441/77508>
- [9] F. H. Troncoso Espinosa y N. E. Fernández Rozas, “Limpieza, corrección y geocodificación de grandes bases de direcciones utilizando minería de texto”, *Univ. Cienc. y Tecnol.*, vol. 25, nº 109, pp. 80–87, 2021, doi: 10.47460/uct.v25i109.451.
- [10] C. Gálvez, “Minería de Textos: La Nueva Generación De Análisis De Literatura Científica En Biología Molecular Y Genómica”, *Univ. Granada*, pp. 1–14, 2008, [En línea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/26510859_Mineria_de_textos_la_nueva_generacion_de_analisis_de_literatura_cientifica_en_biologia_molecular_y_genomica_Text-mining_the_new_generation_of_scientific_literature_analysis_in_molecular_biology_and_genomics
- [11] E. Ortega Cardona y A. Cano Yaez, “Análisis comparativo de documentos frente a objetivos establecidos usando analítica de texto: Caso de estudio Syllabus de los cursos de Unisinú”, Universidad del Sinú, 2018. [En línea]. Disponible en:

<http://repositorio.unisinucartagena.edu.co:8080/jspui/bitstream/123456789/46/1/ANLISI-1.PDF>

- [12] R. Jozefowicz, O. Vinyals, M. Schuster, N. Shazeer, y Y. Wu, “Exploring the Limits of Language Modeling”, p. 11, 2016, doi: 10.48550/arXiv.1602.02410.
- [13] M. Echeverri Torres, “Modelos de lenguaje en el NLP.”, *medium.com*, marzo de 2020. <https://monica-echeverrt.medium.com/modelos-de-lenguaje-en-el-nlp-8922dc34753b> (accedido 1 de noviembre de 2022).
- [14] I. Collarte González, “Procesamiento del lenguaje natural con BERT: Análisis de sentimientos en tuits”, Universidad Carlos III de Madrid, 2019. [En línea]. Disponible en: <https://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/32792>
- [15] P. Báez, A. P. Arancibia, M. I. Chaparro, T. Bucarey, F. Núñez, y J. Dunstan, “Procesamiento de lenguaje natural para texto clínico en español: el caso de las listas de espera en Chile”, *Revista Médica Clínica Las Condes*, vol. 33, n° 6, Clínica Las Condes, pp. 576–582, 2022. doi: 10.1016/j.rmcl.2022.10.002.
- [16] Laverix, “Modelos De Lenguaje Y Transferencia De Conocimiento”, 2020. <https://laverix.com.ec/blog/como-funcionan-los-modelos-de-entendimiento-de-lenguaje-natural-motor-de-nuestros-agentes-virtuales> (accedido 1 de noviembre de 2022).
- [17] J. M. Perez, “pysentimiento/robertuito-base-uncased · Hugging Face”, 2022. <https://huggingface.co/pysentimiento/robertuito-base-uncased> (accedido 12 de diciembre de 2022).
- [18] J. M. Pérez, D. A. Furman, L. A. Alemany, y F. Luque, “RoBERTuito: a pre-trained language model for social media text in Spanish”, *Cornell University*, p. 9, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://arxiv.org/abs/2111.09453>
- [19] G. Matt, J. Grus, y N. Mark, “RoBERTa large SST”, 2019. <https://paperswithcode.com/model/roberta-large-sst#> (accedido 12 de diciembre de 2022).
- [20] Y. Liu *et al.*, “RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach”, n° 1, 2019, [En línea]. Disponible en: <http://arxiv.org/abs/1907.11692>
- [21] N. Griffiths, “How To Fine-Tune Your Neural Network For Your Data: Image Classification | by Nelson Griffiths | Towards Data Science”, 2019. <https://towardsdatascience.com/how-to-fine-tune-your-neural-network-for-your-data-image-classification-d0f01c92300b> (accedido 24 de octubre de 2022).
- [22] C. D. Ortiz García, “Traductor De Letras En Lenguaje De Señas Con Redes Neuronales Convolucionales”, Universidad de Los Andes Colombia, 2021. [En línea]. Disponible en: <http://hdl.handle.net/1992/53437>
- [23] C. McCormick y N. Ryan, “BERT Fine-Tuning Tutorial with PyTorch”, *McCormick*, 22 de julio de 2019. <https://mccormickml.com/2019/07/22/BERT-fine-tuning/> (accedido 2 de marzo de 2023).
- [24] DataCamp, “Una introducción al uso de transformadores y abrazando la cara | Campamento de datos”, agosto de 2022. <https://www.datacamp.com/tutorial/an-introduction-to-using-transformers-and-hugging-face> (accedido 31 de octubre de 2022).

- [25] Hugging Face, “Hugging Face: procesamiento de lenguaje natural de última generación en diez líneas de TensorFlow 2.0”, 4 de noviembre de 2019. <https://blog.tensorflow.org/2019/11/hugging-face-state-of-art-natural.html> (accedido 2 de marzo de 2023).
- [26] Streamlite, “Streamlit Documentation”, *Streamlit Inc.*, 2022. <https://docs.streamlit.io/> (accedido 31 de octubre de 2022).
- [27] G. L. Baume, “Breve introducción a Google Colab”, pp. 1–11, 2021, [En línea]. Disponible en: <http://fcaglp.unlp.edu.ar/~gbaume/grupo/Publicaciones/Apuntes/GoogleColab.pdf>
- [28] E. M. Bordero, M. P. Lopez, A. E. Congacha, E. E. Cajamarca, y C. H. Morales, “Google Colaboratory como alternativa para el procesamiento de una red neuronal convolucional”, *Rev. Espac.*, vol. 41, n° 07, pp. 379–384, 2020, Accedido: 31 de octubre de 2022. [En línea]. Disponible en: <http://bdigital2.ula.ve:8080/xmlui/handle/654321/8885>
- [29] Ö. Ağralı y Ö. Aydın, “Tweet Classification and Sentiment Analysis on Metaverse Related Messages”, *SSRN Electron. J.*, vol. 1, n° 1, pp. 25–30, 2022, doi: 10.2139/ssrn.4171318.
- [30] T. Sarkar y N. Rajadhyaksha, “TLA Twitter Linguistic Analysis”, *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 9, n° 8, pp. 34–37, 2021, doi: 10.26438/ijcse/v9i8.3437.
- [31] T. Jamal Ansari y N. A. Khan, “Worldwide COVID-19 vaccines sentiment analysis through twitter content”, *Electron. J. Gen. Med.*, vol. 18, n° 6, 2021, doi: 10.29333/ejgm/11316.
- [32] Sameer Mahajan, “Beginners Guide to Tweepy”, *LoginRadius*, 2022. <https://blog.loginradius.com/engineering/beginners-guide-to-tweepy/> (accedido 5 de noviembre de 2022).
- [33] J. M. Pérez, J. C. Giudici, y F. Luque, “pysentimiento: A Python Toolkit for Sentiment Analysis and SocialNLP tasks”, pp. 1–4, 2021, [En línea]. Disponible en: <http://arxiv.org/abs/2106.09462>
- [34] L. D. Bohorquez Fuentes, S. Cifuentes Romero, A. V. Forero Neuta, G. Romero Castro, y A. P. Polanco Aguilar, “Diseño de un sillín de mujer para bicicleta de ruta”, Pontificia Universidad Javeriana, 2022. [En línea]. Disponible en: https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/61189/attachment_0_Diseño-de-un-sillín-de-mujer-para-bicicleta-de-ruta.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [35] G. García Subies, “Modelos de Transformers para la Clasificación de Texto”, Universidad Politécnica de Madrid, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://oa.upm.es/68623/>
- [36] J. Devlin, M. W. Chang, K. Lee, y K. Toutanova, “BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding”, *NAACL HLT 2019 - 2019 Conf. North Am. Chapter Assoc. Comput. Linguist. Hum. Lang. Technol. - Proc. Conf.*, vol. 1, n° M1m, pp. 4171–4186, 2019.
- [37] E. M. Rebeca Elizabeth y G. R. Jubert Adrian, “Clasificación de imágenes radiográficas de tórax usando redes neuronales convulsionales con pytorch para la detección de Covid-19”, Universidad de Guayaquil, 2022. [En línea]. Disponible en: www.fcq.ug.edu.ec
- [38] Pandas, “pandas - Biblioteca de análisis de datos de Python”, *pandas documentation*, 2021. <https://pandas.pydata.org/docs/> (accedido 5 de noviembre de 2022).

- [39] R. Betancourt y S. Chen, *Python for SAS Users*, 1ª ed. Livingston, NJ, USA: Apress Berkeley, CA, 2019. doi: 10.1007/978-1-4842-5001-3.
- [40] J. Lluch Crespo, “Introducción a la librería Pandas”, 2022. Accedido: 2 de marzo de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://riunet.upv.es:443/handle/10251/183074>
- [41] E. Uzun, T. Yerlikaya, y O. Kırat, “Comparison of Python Libraries used for Web Data Extraction”, *J. Tech. Univ. - Sofia Plovdiv branch, Bulg.*, vol. 24, nº May, pp. 87–92, 2018, [En línea]. Disponible en: https://erdincuzun.com/wp-content/uploads/download/plovdiv_journal_2018_01.pdf
- [42] J. A. Sanchez, “¿Cómo sé si mi modelo de predicción es realmente bueno? | datos.gob.es”, *datos.gob.es*, 26 de enero de 2021. <https://datos.gob.es/es/blog/como-se-si-mi-modelo-de-prediccion-es-realmente-bueno> (accedido 5 de noviembre de 2022).
- [43] CoworkingFy, “Crowdsourcing - Qué es, para qué sirve y ejemplos de plataformas”, *CoworkingFy*, 2020. <https://coworkingfy.com/crowdsourcing-que-es/> (accedido 24 de octubre de 2022).
- [44] definicion.de, “Definicion de Crowdsourcing”, *Micro Dinero*, 2015. <https://definicion.de/crowdsourcing/> (accedido 24 de octubre de 2022).
- [45] J. M. Morelo Alonso, “Detección de lenguaje ofensivo en redes sociales”, Universidad Nacional De Educación A Distancia, 2022. [En línea]. Disponible en: <http://e-spacio.uned.es/fez/view/bibliuned:master-ETSInformatica-ICD-Jmmolero>
- [46] ONU Mujeres – Ecuador, “Estudio Cualitativo Y Cuantitavo Sobre Violencia Política Contra Las Mujeres En Ecuador En Redes Sociales”, Onu Mujeres-Ecuador, 2019. [En línea]. Disponible en: [https://ecuador.unwomen.org/sites/default/files/2022-03/Estudio violencia política en redes-Ecuador .pdf](https://ecuador.unwomen.org/sites/default/files/2022-03/Estudio%20violencia%20pol%C3%ADtica%20en%20redes-Ecuador.pdf)
- [47] A. Dussa, “Finetuning Pre-Trained Language Models for Sentiment Classification of COVID19 Tweets”, Technological University Dublin, 2020. doi: 10.21427/fhx8-vk25.
- [48] F. Pablo, “Detección de discurso de odio en redes sociales”, Universidad Del País Vazco, 2020. [En línea]. Disponible en: https://addi.ehu.es/bitstream/handle/10810/48827/Detecci_n_de_discurso_de_odio_en_RRS_S.pdf?sequence=1
- [49] C. Espinoza Montes, *Metodología de investigación tecnológica*, Segunda. Av. José Carlos Mariátegui 968, Huancayo, Perú, 2016. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.uncp.edu.pe/handle/20.500.12894/1148>
- [50] L. Souza y J. Varon, “Violencia política de género en Internet”, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://www.alsur.lat/reporte/violencia-politica-genero-en-internet>
- [51] T. Davidson, D. Warmesley, M. Macy, y I. Weber, “Automated hate speech detection and the problem of offensive language”, *Proc. 11th Int. Conf. Web Soc. Media, ICWSM 2017*, pp. 512–515, 2017, doi: 10.1609/icwsm.v11i1.14955.

11. Anexos

Anexo 1. Léxico de expresiones violentas

A continuación, se presenta una lista 189 de palabras y expresiones con carácter violento en contra las mujeres políticas y una tabla de 86 palabras y expresiones de violencia política identificados en el estudio realizado por ONU Mujeres – Ecuador [46].

1. Abortista	32. Carroñera	63. Farandulera
2. Acabada	33. Cerda	64. Farisea
3. Adefesiosa	34. Chiflada	65. Farsante
4. Alcahueta	35. Chimuela	66. Fascista
5. Amargada	36. Chola	67. Fea
6. Ambiciosa	37. Cínica	68. Feminazi
7. Animal	38. Cobarde	69. Figureti
8. Aprovechada	39. Cojuda	70. Fraudulenta
9. Ardidada	40. Conchuda	71. Genocida
10. Arrastrada	41. Corrupta	72. Gil
11. Arribista	42. Cretina	73. Golpista
12. Arrogante	43. Criminal	74. Gorda
13. Asco	44. Cuántica	75. Gordis
14. Asesina	45. Das asco	76. Gordita
15. Asquerosa	46. Delincuente	77. Gritona
16. Babosa	47. Demente	78. Guerillera
17. Básica	48. Descarada	79. Hija de puta/HP/HDP
18. Bastarda	49. Descaro	80. Hipócrita
19. Basura	50. Desgraciada	81. Histérica
20. Bazofia	51. Despreciable	82. Horrorsa
21. Bestia	52. Desvergonzada	83. Idiota
22. Bestia	53. Detestable	84. Ignorante
23. Bitch	54. Edionda	85. Imbécil
24. Boba	55. Enferma	86. Impresentable
25. Bobaza	56. Envidiosa	87. Incapaz
26. Borrega	57. Esbirra	88. Incompetente
27. Brava	58. Esclava	89. Indecente
28. Bruja	59. Escoria	90. India
29. Bruta	60. Estúpida	91. Indolente
30. Caradura	61. Fachas	92. Inepta
31. Caretuca	62. Falsa	93. Ineptitud

94.	Infame	130.	Muelas	166.	Sanguinaria
95.	Infeliz	131.	Mugrosa	167.	Sapa
96.	Inmoral	132.	Necia	168.	Servil
97.	Inquisidora	133.	Nefasta	169.	Shunsha
98.	Inservible	134.	Negra	170.	Sicaria
99.	Inútil	135.	Ociosa	171.	Sinvergüenza
100.	Irresponsable	136.	Odiadora	172.	Sonsa
101.	Lacra	137.	Oportunista	173.	Sucia
102.	Ladrona	138.	Oxigenada	174.	Sufridora
103.	Lambona	139.	Paranoica		
104.	Lenta	140.	Parasito		
105.	Lentejera	141.	Pasposa		
106.	Lerda	142.	Patética		
107.	Llorona	143.	Pautada		
108.	Loca	144.	Payasa		
109.	Longa	145.	Peliteñida		
110.	Mafiosa	146.	Pelotuda		
111.	Maldita	147.	Pendeja		
112.	Malparida	148.	Perra		
113.	Malvada	149.	Perversa		
114.	Mama lucha	150.	Pilla		
115.	Mamarracha	151.	Pipona		
116.	Mamerta	152.	Piraña		
117.	Manipuladora	153.	Pobre		
118.	Mañosa	154.	Porquería		
119.	Mascota	155.	Prepotente		
120.	Mediocre	156.	Prostituta		
121.	Mentirosa	157.	Psicópata		
122.	Mercenaria	158.	Puerca		
123.	Meretriz	159.	Rabiosa		
124.	Mierda	160.	Rastrera		
125.	Miserable	161.	Rata		
126.	Mitómana	162.	Ratera		
127.	Momia	163.	Retardada		
128.	Motelera	164.	Ridícula		
129.	Muda	165.	Runa		

1. Acémila	30. Gárgola	59. Pobre ridícula
2. Altanera	31. Gordita horrorosa	60. Pseudosocialista
3. Anaco	32. Incitadora	61. Puchilanga
4. Anarquista	33. Inepta	62. Puñetera
5. Aprendiz de dictador	34. Inmunda	63. Puñetero ³
6. Asesina	35. Instigadora	64. Redundancia de la mierda
7. Asqueantes palabras	36. Lagañosa	65. Renacuajo
8. Asquerosa	37. Lame botas	66. Retrasada
9. Bagre	38. Lamparosa	67. Rosquete
10. Candidata muda	39. Lavaperro	68. Sadam Hussein
11. Chavista	40. Llucha	69. Sanguijuela verde flex
12. Chilindrina	41. Madre de los vagos	70. Sarnosa
13. Chola MMV	42. Malparida	71. Sediciosa
14. Come caca	43. Mameluca	72. Socialista asco
15. Comunista	44. Mamitica	73. Socialistas HDP
16. Conspiradora	45. Mártir	74. Soplavergas
17. Cretina	46. Matraca	75. Terrorista del siglo XXI
18. Criminal	47. Mi grilla	76. Tienes plan para robar
19. CTM	48. Mofletuda	77. Títere del bigotón
20. Defensora de los corruptos	49. Montubia	78. Tortillera
21. Demagoga	50. Moza de [nombre]	79. Troll
22. Desquiciada	51. Mujer cobarde	80. Trompuda
23. Dientes torcidos	52. Muñeaqueada	81. Vasalla
24. Dientona	53. Nigua	82. Verdeflex sin cerebro
25. Diezmera	54. Patalsuelo	83. Verdulera
26. Fanática correista	55. Patrona	84. Víctima
27. Feminazi de closet	56. Perra iletrada	85. Vieja oligarca
28. Feminismo burgués	57. Pilla de billuso	86. Vieja oxigenada
29. Florinda	58. Placera	

Anexo 2. Entrevistas

2.1. Concejala del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas.



Universidad
Nacional
de Loja

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LOJA

"Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables"
Carrera de Ingeniería en Sistemas.

La presente entrevista se realiza con fines académicos para el Análisis de Sentimientos en Twitter y encontrar contenido de violencia política de género en Ecuador. Los datos proporcionados por los entrevistados se manejarán con estricto fin académico y no representan el pensamiento de la Universidad Nacional de Loja y el Concejo Nacional Electoral.

Los entrevistados aceptan que sus nombres y sus cargos se registren en esta entrevista.

Entrevistador	Edmundo José Pezantes Urrego
Entrevistada	Ing. Neli Virmania Troya Troya
Cargo de la entrevistada	Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas.
Fecha de entrevista	23/05/2022
Hora de entrevista	17:00
Canal de Comunicación	Plataforma de video conferencia ZOOM

1. ¿Considera que la violencia política de género influye en el número de autoridades mujeres electas en la actualidad y por qué?

Considero que si influye, porque al tratarse de violencia política de genero contra la mujer se está afectando o tratando de limitar la participación política de las mujeres, puesto que ese es el fin de la violencia política de genero contra la mujer.

2. ¿Qué opinión tiene usted acerca de la violencia política de género en Ecuador?

Si bien es cierto que en la actualidad se tiene una mayor participación de las mujeres en el ámbito político, aún existen casos de violencia política contra las mujeres, por lo cual se debe seguir trabajando para erradicar por completo este tipo de violencia que atenta contra la integridad y capacidad de las mujeres en cuanto a desenvolverse políticamente se trata.

3. ¿Considera que en el Ecuador las redes sociales influyen en la propagación de contenido de violencia política de género y por qué?

Considero que si es influyente, puesto que las redes sociales son un medio de potencial propagación de contenido sea positivo o negativo y las personas podrían dejarse influenciar por dicho contenido, por ende si existe algún mensaje o publicación que sea de contenido de violencia política de género se expandirá rápidamente hacia todas las personas que hagan uso de las redes sociales.

4. ¿Conoce de algún medio que permita analizar los tweets de contenido de violencia de género?


Tengo conocimiento o he sabido acerca del análisis de sentimientos en twitter, pero acerca de un medio que permita determinar si existe violencia política de género como tal no.

5. ¿Le aportaría de alguna manera el realizar un estudio en la red social Twitter para tener información acerca de la existencia de mensajes que reflejen la violencia política de género?

Si, sería muy interesante puesto que se lo puede tomar como un punto de partida para tomar medidas o acciones para tratar de erradicar el contenido de violencia política de género en las redes sociales, en twitter en este caso.

6. ¿Le gustaría que existiera algún medio para analizar automáticamente los tweets de violencia política de género y por qué?

Si, todas la herramientas o medios que sirvan para identificar este tipo de contenido de violencia política de género es necesario, de modo que se pueda tratar de controlar o erradicar la violencia política de género, por lo cual sería de mucha utilidad.

Nombre	Cargo	Firma
Ing. Neli Virmania Troya Troya	Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas.	 <p>Firmado digitalmente por: NELI VIRMANIA</p>

2.2. Director del Concejo Nacional Electoral de Loja.



Universidad
Nacional
de Loja

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LOJA

“Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables”

Carrera de Ingeniería en Sistemas.

La presente entrevista se realiza con fines académicos para el Análisis de Sentimientos en Twitter y encontrar contenido de violencia política de género en Ecuador. Los datos proporcionados por los entrevistados se manejarán con estricto fin académico y no representan el pensamiento de la Universidad Nacional de Loja y el Concejo Nacional Electoral.

Los entrevistados aceptan que sus nombres y sus cargos se registren en esta entrevista.

Entrevistador	Edmundo José Pezantes Urrego
Entrevistado	Abg. Luis Hernán Cisneros
Cargo del entrevistado	Director CNE Loja
Fecha de entrevista	19/05/2022
Hora de entrevista	14:30
Canal de Comunicación	Plataforma de video conferencia ZOOM

1. ¿Considera que la violencia política de género influye en el número de autoridades mujeres electas en la actualidad y por qué?

Claro que sí, influye en la elección de todas las autoridades y también de manera específica en la toma de decisiones de las autoridades y de las mujeres que se presentan a estas dignidades, ese es el fin de la violencia política y especialmente de la violencia política de género, entonces yo considero que evidentemente sí influye y es por eso que la norma establece límites y restricciones acerca de ese tipo de actos.

2. ¿Qué opinión tiene usted acerca de la violencia política de género en Ecuador?

Pienso que el termino en si violencia de cualquier tipo no puede ser aceptado en una sociedad, en general el termino violencia ya implica un acto fuera de los límites de una sociedad civilizada así que dentro de este concepto todo lo que es violencia no debe ser aceptada.

3. ¿Considera que en el Ecuador las redes sociales influyen en la propagación de contenido de violencia política de género y por qué?

Sin duda que influyen, al estar en un mundo donde la tecnología tiene una fundamental importancia en la toma de decisiones, por ejemplo, a través de la psicometría y el análisis de sentimientos se puede llegar a conclusiones mediante documentos académicos investigativos científicos, como a través de las redes sociales y de las fake news puede incidir esto en la decisión de los ciudadanos, en todos los aspectos de la vida y más aún en lo político que es cuando nosotros entramos en materia, yo creo que efectivamente existe una incidencia en este sentido, pero que al final del día si bien es cierto es la norma la regula, sanciona y la que establece ciertos límites es también la ciudadanía que tiene que poder recibir este tipo de información, analizarla, evaluarla y considerarla y consumirla dentro de los parámetros que nos impone la ética y la moral porque no podríamos como sociedad tomar decisiones sobre la base de comentarios, chismes, supuestos o noticias falsas que es la característica que fundamentalmente se presenta en actos o expresiones dentro de las redes sociales que tratan de menoscabar o menospreciar y minimizar la participación de las mujeres.

4. ¿Conoce de algún medio que permita analizar los tweets de contenido de violencia de género?


La tecnología actualmente, permite a través de la inteligencia artificial y de recursos tecnológicos como metodológicos hacer un análisis de sentimientos del comportamiento de los ciudadanos en redes sociales, entre esas esta justamente twitter y claro que es un medio o metodologías que permiten establecer todo tipo de comportamiento sea de aceptación, rechazo o violencia en las redes sociales.

5. ¿Le aportaría de alguna manera el realizar un estudio en la red social Twitter para tener información acerca de la existencia de mensajes que reflejen la violencia política de género?

Claro que aportaría como estudio el poder aplicar esta tecnología y esta metodología que nos facilita o que nos presenta la inteligencia artificial que a través de un análisis de sentimientos determinar la existencia de conductas violencia política de género y más aun siendo temas académicos científicos en violencia política de género, sería un estudio que aportaría de mucho para temas de conocimiento de respuestas, de reacciones y de soluciones en todo tipo de materias en este sentido.

6. ¿Le gustaría que existiera algún medio para analizar automáticamente los tweets de violencia política de género y por qué?

Por supuesto que sí, es muy factible puesto que no representaría una actividad imposible de realizar, dado que a la inteligencia artificial ya se la ocupa con la finalidad de plantear estrategias de campaña a través del análisis de sentimientos con el fin de poder concretar un mensaje o discurso, del mismo modo se la debe utilizar para poder identificar actos de violencia política de género. Sería un aporte fundamental puesto que nos permitiría conocer sobre la base de números reales la incidencia no solo en la decisión sino también en qué medida se está incurriendo en esta práctica.

Nombre	Cargo	Firma
Abg. Luis Hernán Cisneros	Director CNE Loja	 <p>Firmado electrónicamente por: LUIS HERNAN CISNEROS JARAMILLO</p>

Anexo 3. Hiperparámetros Ajuste (Fine Tuning)

Primera prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'  
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased'  
  
args = TrainingArguments(  
    model_name,  
    evaluation_strategy='epoch',  
    save_strategy='epoch',  
    learning_rate=1e-5,  
    per_device_eval_batch_size=8,  
    per_device_train_batch_size=8,  
    num_train_epochs=20,  
    weight_decay=0.01,  
    load_best_model_at_end=True,  
    metric_for_best_model=metric_name,  
    #push_to_hub=True,  
)
```

Figura 38. Ajustes de la primera prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

```
[72220/72220 3:00:41, Epoch 20/20]
```

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.267600	0.275129	0.927726
2	0.185700	0.223055	0.950156
3	0.119400	0.199703	0.961371
4	0.070200	0.209612	0.965109
5	0.069200	0.218504	0.968224
6	0.035800	0.240420	0.968224
7	0.025200	0.275051	0.966978
8	0.029700	0.273121	0.970717
9	0.013100	0.290410	0.970093
10	0.013900	0.279128	0.973209
11	0.007400	0.339096	0.966355
12	0.010100	0.306565	0.968847
13	0.003700	0.303438	0.972586
14	0.003300	0.287214	0.973832
15	0.003100	0.305061	0.972586
16	0.003400	0.291713	0.973209
17	0.006800	0.305452	0.973209
18	0.000400	0.282917	0.974455
19	0.005800	0.322948	0.972586
20	0.000100	0.300190	0.972586

Figura 39. Resultados entrenamiento de la primera prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])  
  
***** Running Evaluation *****  
Num examples = 1604  
Batch size = 8  
[201/201 00:06]  
{'eval_loss': 0.3105588553359985,  
 'eval_accuracy': 0.9713216957605985,  
 'eval_runtime': 6.9916,  
 'eval_samples_per_second': 229.419,  
 'eval_steps_per_second': 28.749,  
 'epoch': 20.0}
```

Figura 40. Resultados evaluación de la primera prueba realizada.

Segunda prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased'

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=2e-5,
    per_device_eval_batch_size=8,
    per_device_train_batch_size=8,
    num_train_epochs=20,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    #push_to_hub=True,
)
```

Figura 41. Ajustes de la segunda prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.255700	0.264987	0.938318
2	0.154300	0.176235	0.963240
3	0.079200	0.195903	0.960125
4	0.056500	0.210611	0.966978
5	0.050700	0.259719	0.966355
6	0.029700	0.276091	0.968847
7	0.053100	0.233631	0.951402
8	0.166000	0.224946	0.968847
9	0.011200	0.241625	0.971963
10	0.012900	0.284010	0.971340
11	0.004100	0.267273	0.969470
12	0.002300	0.337109	0.966355
13	0.002200	0.310934	0.968847
14	0.002300	0.246417	0.975701
15	0.004200	0.336769	0.968847
16	0.001000	0.290266	0.972586
17	0.001000	0.316498	0.970717
18	0.000600	0.261909	0.976947
19	0.000000	0.305267	0.973209
20	0.000000	0.300149	0.974455

Figura 42. Resultados entrenamiento de la segunda prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
**** Running Evaluation ****
Num examples = 1604
Batch size = 8

[201/201 00:06]
{'eval_loss': 0.30062195658683777,
 'eval_accuracy': 0.9738154613466334,
 'eval_runtime': 6.5998,
 'eval_samples_per_second': 243.038,
 'eval_steps_per_second': 30.456,
 'epoch': 20.0}
```

Figura 43. Resultados evaluación de la segunda prueba realizada.

Tercera prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'  
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased'  
  
args = TrainingArguments(  
    model_name,  
    evaluation_strategy='epoch',  
    save_strategy='epoch',  
    learning_rate=3e-5,  
    per_device_eval_batch_size=8,  
    per_device_train_batch_size=8,  
    num_train_epochs=20,  
    weight_decay=0.01,  
    load_best_model_at_end=True,  
    metric_for_best_model=metric_name,  
    #push_to_hub=True,  
)
```

Figura 44. Ajustes de la tercera prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

[72220/72220 3:00:04, Epoch 20/20]

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.246700	0.229017	0.940810
2	0.152400	0.247035	0.948287
3	0.082200	0.198797	0.953894
4	0.067900	0.195618	0.966355
5	0.043300	0.152683	0.976324
6	0.026900	0.273477	0.961371
7	0.026000	0.275382	0.968224
8	0.021100	0.309205	0.962617
9	0.010000	0.345483	0.959502
10	0.006200	0.240940	0.975701
11	0.006900	0.224835	0.975701
12	0.004600	0.330567	0.965109
13	0.002400	0.250471	0.975078
14	0.004500	0.424756	0.957632
15	0.002000	0.269970	0.973832
16	0.000000	0.222902	0.977570
17	0.001200	0.271983	0.974455
18	0.000200	0.236565	0.977570
19	0.000000	0.300357	0.972586
20	0.002100	0.276180	0.975078

Figura 45. Resultados entrenamiento de la tercera prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])  
  
***** Running Evaluation *****  
  Num examples = 1604  
  Batch size = 8  
[201/201 00:06]  
{'eval_loss': 0.3235620856285095,  
 'eval_accuracy': 0.970074812967581,  
 'eval_runtime': 6.8971,  
 'eval_samples_per_second': 232.563,  
 'eval_steps_per_second': 29.143,  
 'epoch': 20.0}
```

Figura 46. Resultados evaluación de la tercera prueba realizada.

Cuarta prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased'

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=5e-5,
    per_device_eval_batch_size=8,
    per_device_train_batch_size=8,
    num_train_epochs=20,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    #push_to_hub=True,
)
```

Figura 47. Ajustes de la cuarta prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

```
[72220/72220 2:56:45, Epoch 20/20]
```

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.137000	0.265017	0.957632
2	0.067100	0.293041	0.954517
3	0.066600	0.175077	0.971963
4	0.045100	0.268799	0.961371
5	0.043700	0.213146	0.969470
6	0.070000	0.320044	0.952648
7	0.014100	0.278138	0.958879
8	0.007700	0.428100	0.952025
9	0.033100	0.195222	0.975701
10	0.024200	0.258736	0.966978
11	0.009400	0.226354	0.973832
12	0.009500	0.554305	0.935826
13	0.009900	0.258070	0.970717
14	0.011700	0.294032	0.963240
15	0.006100	0.362662	0.963240
16	0.003300	0.314623	0.968224
17	0.002800	0.309567	0.966355
18	0.000100	0.314947	0.970717
19	0.000000	0.342581	0.965732
20	0.000900	0.324493	0.970093

Figura 48. Resultados entrenamiento de la cuarta prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

**** Running Evaluation ****
Num examples = 1604
Batch size = 8

[201/201 00:06]
{'eval_loss': 0.2675563097000122,
 'eval_accuracy': 0.9669576059850374,
 'eval_runtime': 6.6492,
 'eval_samples_per_second': 241.231,
 'eval_steps_per_second': 30.229,
 'epoch': 20.0}
```

Figura 49. Resultados evaluación de la cuarta prueba realizada.

Quinta prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'psentimiento/robertuito-base-cased'

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=2e-5,
    per_device_eval_batch_size=10,
    per_device_train_batch_size=10,
    num_train_epochs=20,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    #push_to_hub=True,
)
```

Figura 50. Ajustes de la quinta prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

```
[57780/57780 2:43:02, Epoch 20/20]
```

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.258000	0.262457	0.936449
2	0.124200	0.193093	0.959502
3	0.100800	0.155645	0.964486
4	0.046100	0.206027	0.965732
5	0.048500	0.183603	0.970093
6	0.013700	0.259561	0.968847
7	0.015700	0.269210	0.970717
8	0.011900	0.303990	0.966355
9	0.015800	0.263170	0.968224
10	0.016000	0.354512	0.962617
11	0.006300	0.289784	0.971963
12	0.007700	0.332980	0.967601
13	0.008200	0.276472	0.973209
14	0.002300	0.297305	0.971340
15	0.003000	0.289280	0.975078
16	0.004500	0.313639	0.970717
17	0.002100	0.312328	0.973832
18	0.001300	0.331466	0.971963
19	0.000800	0.301158	0.973209
20	0.000600	0.318037	0.972586

Figura 51. Resultados entrenamiento de la quinta prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

***** Running Evaluation *****
  Num examples = 1604
  Batch size = 10

[161/161 00:06]
{'eval_loss': 0.34210509061813354,
 'eval_accuracy': 0.9694513715710723,
 'eval_runtime': 6.6227,
 'eval_samples_per_second': 242.199,
 'eval_steps_per_second': 24.31,
 'epoch': 20.0}
```

Figura 52. Resultados evaluación de la quinta prueba realizada.

Sexta prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased'

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=2e-5,
    per_device_eval_batch_size=5,
    per_device_train_batch_size=5,
    num_train_epochs=3,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    #push_to_hub=True,
)
```

Figura 53. Ajustes de la sexta prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

```
[17331/17331 33:54, Epoch 3/3]
```

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.272900	0.267162	0.944548
2	0.152600	0.209095	0.963863
3	0.065400	0.213123	0.966355

Figura 54. Resultados entrenamiento de la sexta prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

**** Running Evaluation ****
Num examples = 1604
Batch size = 5
[321/321 00:07]
{'eval_loss': 0.2006666660308838,
 'eval_accuracy': 0.9650872817955112,
 'eval_runtime': 7.5949,
 'eval_samples_per_second': 211.194,
 'eval_steps_per_second': 42.265,
 'epoch': 3.0}
```

Figura 55. Resultados evaluación de la sexta prueba realizada.

Séptima prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'  
model_name = 'psentimiento/robertuito-base-cased'  
  
args = TrainingArguments(  
    model_name,  
    evaluation_strategy='epoch',  
    save_strategy='epoch',  
    learning_rate=2e-5,  
    per_device_eval_batch_size=12,  
    per_device_train_batch_size=12,  
    num_train_epochs=5,  
    weight_decay=0.01,  
    load_best_model_at_end=True,  
    metric_for_best_model=metric_name,  
    #push_to_hub=True,  
)
```

Figura 56. Ajustes de la séptima prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

██ [12035/12035 38:39, Epoch 5/5]

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.264700	0.187882	0.945794
2	0.132900	0.208871	0.960125
3	0.067300	0.156682	0.967601
4	0.041000	0.218697	0.966978
5	0.029100	0.200308	0.970093

Figura 57. Resultados entrenamiento de la séptima prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])  
  
***** Running Evaluation *****  
  Num examples = 1604  
  Batch size = 12  
████████████████████████████████████████████████████████████████████████████████ [134/134 00:06]  
{'eval_loss': 0.21300368010997772,  
 'eval_accuracy': 0.9644638403990025,  
 'eval_runtime': 6.4684,  
 'eval_samples_per_second': 247.975,  
 'eval_steps_per_second': 20.716,  
 'epoch': 5.0}
```

Figura 58. Resultados evaluación de la séptima prueba realizada.

Octava prueba realizada con los siguientes ajustes:

```
metric_name = 'accuracy'
model_name = 'pysentimiento/robertuito-base-cased-finetuning

args = TrainingArguments(
    model_name,
    evaluation_strategy='epoch',
    save_strategy='epoch',
    learning_rate=2e-5,
    per_device_eval_batch_size=32,
    per_device_train_batch_size=32,
    num_train_epochs=10,
    weight_decay=0.01,
    load_best_model_at_end=True,
    metric_for_best_model=metric_name,
    #push_to_hub=True,
)
```

Figura 59. Ajustes de la octava prueba realizada.

Resultados del entrenamiento:

[9030/9030 1:01:03, Epoch 10/10]

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.372600	0.195546	0.933333
2	0.148300	0.155846	0.957009
3	0.074700	0.142991	0.964486
4	0.052700	0.162711	0.971340
5	0.033800	0.179190	0.968847
6	0.025200	0.230494	0.968224
7	0.016000	0.245975	0.971340
8	0.011500	0.235177	0.973832
9	0.008000	0.259978	0.971963
10	0.006000	0.260343	0.971340

Figura 60. Resultados entrenamiento de la octava prueba realizada.

Resultados de la evaluación:

```
trainer.evaluate(eval_dataset=dataset['test'])

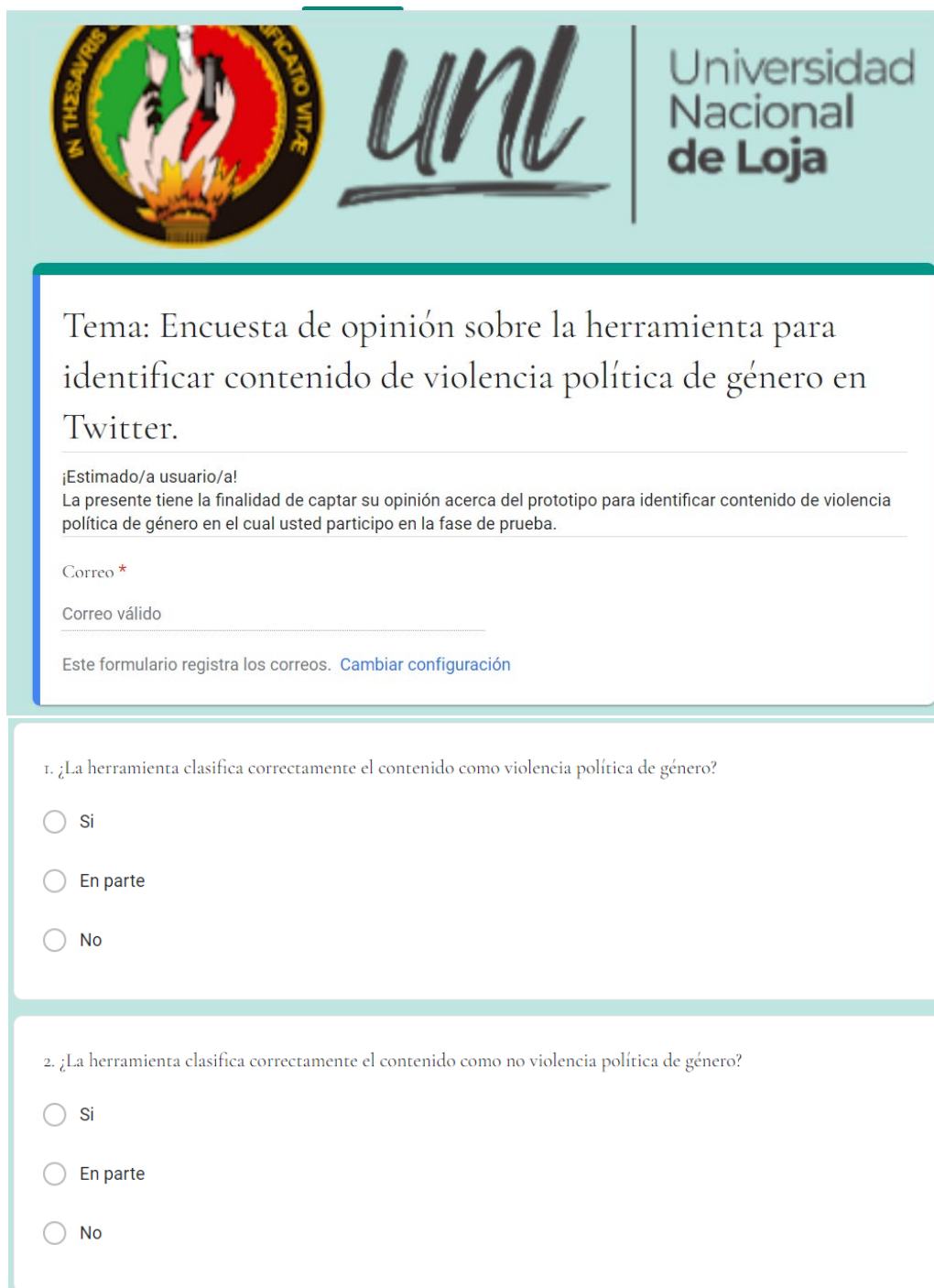
**** Running Evaluation ****
Num examples = 1604
Batch size = 32

[51/51 00:05]
{'eval_loss': 0.23399029672145844,
 'eval_accuracy': 0.9688279301745636,
 'eval_runtime': 5.8992,
 'eval_samples_per_second': 271.902,
 'eval_steps_per_second': 8.645,
 'epoch': 10.0}
```

Figura 61. Resultados evaluación de la octava prueba realizada.

Anexo 4. Encuesta de satisfacción del prototipo propuesto realizada a mujeres involucradas en la política.

Encuesta realizada mediante la herramienta Google Forms, las preguntas se detallan a continuación:



The image shows a Google Form interface with a light blue header. On the left is the coat of arms of Ecuador, and on the right is the logo of the Universidad Nacional de Loja, which includes the stylized letters 'UNL' and the text 'Universidad Nacional de Loja'. The main content area is white with a blue border and contains the following text:

Tema: Encuesta de opinión sobre la herramienta para identificar contenido de violencia política de género en Twitter.

¡Estimado/a usuario/a!
La presente tiene la finalidad de captar su opinión acerca del prototipo para identificar contenido de violencia política de género en el cual usted participo en la fase de prueba.

Correo *
Correo válido

Este formulario registra los correos. [Cambiar configuración](#)

1. ¿La herramienta clasifica correctamente el contenido como violencia política de género?

Si

En parte

No

2. ¿La herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género?

Si

En parte

No

3. ¿Considera Ud. que la herramienta será de utilidad para la identificación de violencia política de género *
? Si o no ¿Por qué?

Texto de respuesta corta

4. ¿Le gustaría a usted contar con la herramienta de identificación de violencia política de género en twitter *
para analizar los tweets en los cuales mencionen su perfil o sus nombres?

Si

No

5. ¿Qué cree usted que se podría mejorar en la herramienta que acaba de utilizar? *

Texto de respuesta larga

¡Gracias! La encuesta ha concluido.
Muchas gracias por su participación.

Fuente: Encuesta estructurada

Nota: Obtenido de Google Forms

Participantes de la encuesta

De las participantes en la encuesta se obtuvieron los correos, mismos que se detallan a continuación:

Correo electrónico

nelitroya73@gmail.com

viviana.zambrano@unl.edu.ec

johana.sarmiento@unl.edu.ec

majosecoronelr@gmail.com

pilar.quito@unl.edu.ec

Fuente: Encuesta estructurada

Nota: Obtenido de Google Forms

Análisis e Interpretación de la encuesta.

De conformidad al Trabajo de Titulación se realizó una encuesta dirigida a mujeres políticas de Loja quienes participaron en el proceso de pruebas del prototipo planteado, con finalidad de captar su opinión en cuanto a la herramienta en cuestión, se obtuvieron 5 respuestas. A continuación, se presenta la tabulación de las preguntas necesarias para rescatar opinión de satisfacción.

Pregunta 1. ¿La herramienta clasifica correctamente el contenido como violencia política de género?

Tabla 13. Clasificación correcta de violencia política de género.

Alternativas	Frecuencia	Porcentaje
Si	5	100%
En parte	0	0%
No	0	0%
Total	5	100%

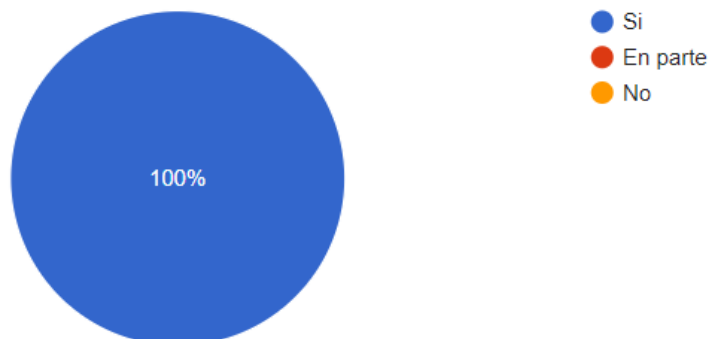


Figura 62. Clasificación correcta de no violencia política de género.

Interpretación

Como se puede evidenciar en la *Figura 62*, el 100% de las participantes considera que la herramienta clasifica correctamente el contenido como violencia política de género.

Pregunta 2. ¿La herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género?

Tabla 14. Clasificación correcta de no violencia política de género.

Alternativas	Frecuencia	Porcentaje
Si	4	100%
En parte	1	20%
No	0	0%
Total	5	100%

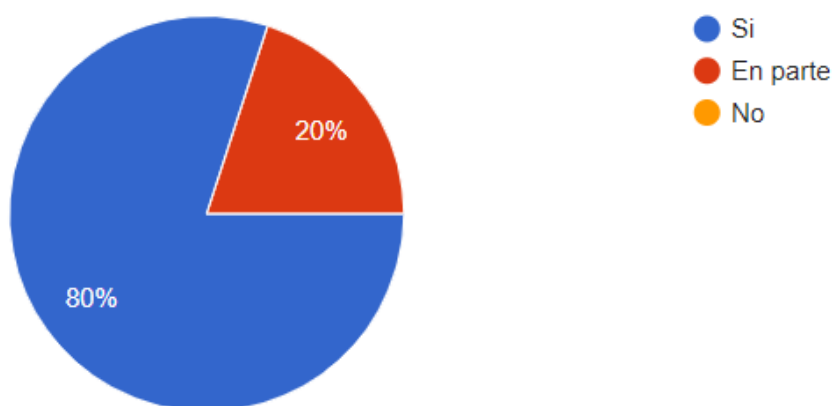


Figura 63. Clasificación correcta de no violencia política de género.

Interpretación

En la segunda pregunta, el 80% de las participantes considera que la herramienta clasifica correctamente el contenido como no violencia política de género, mientras que el 20% considera que la herramienta clasifica en parte correctamente el contenido como no violencia política de género.

Pregunta 3. ¿Considera Ud. que la herramienta será de utilidad para la identificación de violencia política de género? Si o no ¿Por qué?

5 respuestas

Si
Si ya que con palabras claves se puede identificar si es violencia de género o no.
Si porque es necesario prevenir y erradicarla
Sí. Me parece una herramienta interesante y útil. Quienes hemos estado en un cargo público sea de elección popular o no, hemos sentido de una u otra forma violencia política en especial a través de redes sociales, porque por lo general el anonimato que garantizan estas plataformas permite que ocurra aquello, por eso me parece interesante esta herramienta, porque creo que evidenciarlo es una forma importante de combatirlo.
es una herramienta fundamental que sirve para cuantificar la violencia en tw, permitira sustentar mejor tranbajos de investigación , análisis y más trabajos

Figura 64. Utilidad de la herramienta.

En cuanto a la pregunta tres, todas las participantes afirman que la herramienta si será de utilidad para identificar contenido de violencia política de género, La Viceprefecta de la provincia de Loja. María José Coronel manifiesta que “Sí. Me parece una herramienta interesante y útil. Quienes hemos estado en un cargo público sea de elección popular o no, hemos sentido de una u otra forma violencia política en especial a través de redes sociales, porque por lo general el anonimato que garantizan estas plataformas permite que ocurra aquello, por eso me parece interesante esta herramienta, porque creo que evidenciarlo es una forma importante de combatirlo.”, La Abogada, Politóloga y Docente de la UNL Johana sarmiento por su parte manifiesta que “Si porque es necesario prevenir y erradicarla.”, mientras que la Ing. Neli Virmania Troya Troya, Concejal del Gobierno Autónomo Descentralizado del Cantón Calvas manifiesta que si es necesaria, por último Viviana Zambrano candidata a concejal del cantón Balsas manifiesta que “Si ya que con palabras claves se puede identificar si es violencia de género o no.”

Pregunta 4. ¿Le gustaría a usted contar con la herramienta de identificación de violencia política de género en twitter para analizar los tweets en los cuales mencionen su perfil o sus nombres?

Tabla 15. Satisfacción con el software propuesto.

Alternativas	Frecuencia	Porcentaje
Si	5	100%
En parte	0	0%
No	0	0%
Total	5	100%

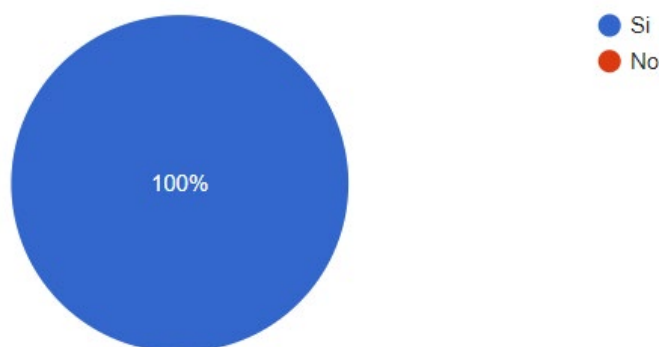


Figura 65. Satisfacción con el software propuesto.

Interpretación

En la *Figura 65*, se puede evidenciar que el 100% de las participantes considera que si les gustaría contar con la herramienta de identificación de violencia política de género en twitter para analizar los tweets en los cuales mencionen su perfil o sus nombres.

Pregunta 5. ¿Qué cree usted que se podría mejorar en la herramienta que acaba de utilizar?

5 respuestas

En que se muestres por separado los dos resultados

Hasta el momento la herramienta está de forma adecuado, es interactiva para el usuario y es muy útil.

Seguramente. Los fenómenos políticos son cambiantes

El tiempo de espera de resultados ñ.

se deberá cada cierto tiempo actualizar algunos terminos

Figura 66. Recomendaciones de mejoras para la herramienta.

En cuanto a la pregunta 5, las usuarias manifiestan que hasta el momento la herramienta está de forma adecuada, es interactiva para el usuario y es muy útil, mientras que por otra parte recomiendan se podría mejorar en mostrar por separado los dos resultados, además manifiestan que se seguramente se debe ir mejorando puesto que los fenómenos políticos son cambiantes y por último se recomienda mejorar el tiempo de espera de los resultados.

Anexo 5. Evaluación del prototipo con los datos de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.

A continuación, se presentan las evidencias de los resultados obtenidos del análisis para identificar contenido de violencia política de género hacia los usuarios de twitter o nombres y apellidos de las Asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025.

Los nombres y apellidos de las asambleístas y las cuentas de twitter de las mismas fueron sustraídos de la página de la Asamblea Nacional misma que puede acceder desde la siguiente dirección: <https://www.asambleanacional.gob.ec/es/pleno-asambleistas>

Resultados:

Últimos 50 Tweets de @pameaguirre1		violencia política de género
1	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Por ahí van...	no violencia política de género
2	@AsambleaEcuador @RinaCampainB @pameaguirre1 Significa que se corrigió lo del permiso de lactancia?	no violencia política de género
3	@nayibbukele Ojalá publiquen cosas así en Ecuador @Presidencia_Ec @LassoGuillermo @AsambleaEcuador @MashiRafael @pameaguirre1 @dw_espanol @ActualidadRT @soyfdelrincon @CMonteroOficial @marielamona70 @MoniPalaciosZ @jarreraandrade @CapiZapataEC @Meluzambrano @ChabyCevallos	no violencia política de género
4	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Por ahí va la competencia,	no violencia política de género
5	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Cuando no hay argumentos el insulto es el arma de ustedes, viejo misógino.	no violencia política de género
6	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Igual a los torpes del gobierno que defiendes.	violencia política de género
7	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 estoy de acuerdo q tu eres un inepto	no violencia política de género
8	@ZoomEcuador @pameaguirre1 Que investiguen bien el lavado de dinero.	violencia política de género
9	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Gobierno asqueroso y de mierda, es el del Encuentro.	no violencia política de género
10	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Y FALTAN MUCHOS MÁS, YA QUE ES LA#1 DE LAS VOCALISTA DE LAS ESTÚPIDAS.	no violencia política de género

11	@IsmaelGonzalez99 @CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Resulta, que viene un cualquiera de la calle que no sabe ni escribir, a decirme que tengo perfil de Troll 🤪. Se te desborda lo cretino, vives de los seguidores, los "likes" y los perfiles. Mañana cuando tengas que verle la cara a la realidad. Me reiré.	no violencia política de género
12	@CarlosacostaEc @CarlosRamiro17 @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Ves lo que te gusta.....ahhhhhh	no violencia política de género
13	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Yo estoy de acuerdo en que eres un viejo miserable.....100% seguro!!	no violencia política de género
14	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Esta masturbandose en su aparato! https://t.co/oe1A3462EC	no violencia política de género
15	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 No, pienso que son sus mujeres bien puestas con más agallas que ciertos opinologid detrás de las redes!!	no violencia política de género
16	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Si, pero es más p..reparada.	no violencia política de género
17	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Son dos de la especie de la más baja ralea de esa asamblea	no violencia política de género
18	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Son un trío que saben bailar en el tubo y reciben los \$ dólares 🤪	no violencia política de género
19	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 No creo q lleguen al nivel de los Lassis...	no violencia política de género
20	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Todas licuadas no hacen una	violencia política de género
21	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Las dos deberían ir a trabajar en un chongo y ganarían mejor que en la asamblea ...	violencia política de género
22	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Es la misma cloaca delegacion del correismo.	no violencia política de género
23	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Hay que bajar mucho para analizar a esas dos	no violencia política de género
24	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 De ley 🤪🤪	no violencia política de género
25	@banda_vanoni @CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Tienes que aceptario tienes un perfil troll, con nada de información	violencia política de género
26	@SOSECO2018 @CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 @VivianaVeloz18 Con Paola Cabezas se completa el combo de Ineptas.	no violencia política de género
27	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Lasso le gana. Campeón del mundo 🤪🤪	no violencia política de género
28	@IsmaelGonzalez99 @CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Otro payaso que vive de sus seguidores y el ¿qué dirán? ... pobrecillo. Troll ... jajaja	no violencia política de género
29	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Después de todo pensándolo bien... eres tu mismo albanes	no violencia política de género
30	@banda_vanoni @CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Cuando llegues a las 50 seguidores te respondo troll hpta	violencia política de género
31	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Este personaje no debe tener madre para expresar algo así, odiador perrito faldero del narco gobierno de Lasso 🤪	no violencia política de género
32	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Empate técnico las dos son pariente de los equinos	no violencia política de género
33	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Por ahí van	no violencia política de género
34	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 los videos dicen todo lo contrario	no violencia política de género
35	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Las dos son unas torpes e ineptas al servicio de ratael deberían dedicarse a otra cosa estas vagas buenas para nada son unas delincuentes mas	violencia política de género
36	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Yo estoy de acuerdo que ella es ricota y que me encanta	no violencia política de género
37	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Por suerte con la evolución tu especie desaparecerá cromagñon	no violencia política de género
38	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 La una es bruta la otra es stripper	violencia política de género
39	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Un millón %	no violencia política de género
40	La presidenta @RinaCampainB solicita tomar votación de la moción planteada por @pameaguirre1 referente a la aprobación del texto final de la propuesta de ley. Con 8 votos a favor se aprueba la moción presentada. Se clausura la sesión N° 107. #LeyCuidadoHumano	no violencia política de género
41	@pameaguirre1 señala que sin duda es un tema de gran relevancia, pues se ha cumplido con la sentencia de la Corte Constitucional para corregir errores de la #LeyEconomíaVioleta. Se ha logrado un texto avanzado en derechos por la maternidad y lactancia, dice. #LeyCuidadoHumano https://t.co/5IVsXUSUHp	no violencia política de género
42	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Por ahí van las dos.	no violencia política de género
43	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Bruta es el término 🤪	no violencia política de género
44	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Ahí se dan, p sea se pelean el primer puesto	no violencia política de género
45	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Es que la AyPame regaló sus 3mil dolaritos para seguirse autoeducando🤪🤪	no violencia política de género
46	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Siiiiiiiiii, ella y la ay Pame y todos esos correistas, latin king y demás lacras	violencia política de género
47	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Ella es la representante de toda una caterva de mediocres, vagos, y mañosos.	no violencia política de género
48	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Tu eres el inepto y estamos de acuerdo la mayoría, debes explicar por que es inepta, no lanzar webadas o acosteces 🤪🤪 sin argumentos, no escupas al cielo	violencia política de género
49	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Ya le denuncie para q le bloqueen de nuevo a este	no violencia política de género
50	@CarlosacostaEc @MoniPalaciosZ @pameaguirre1 Es penoso, preocupante, que quienes nos "representan" son elegidos a dedo en sus movimientos y nuestros "líderes políticos" el país no les importa,lo único que quieren es poder y bienestar para ellos, sus familias y amigos, de lo contrario no veríamos lo que Ecuador ve cada día	no violencia política de género

Repositorio de evidencias del análisis realizado a las 60 asambleístas con la herramienta:

https://drive.google.com/file/d/1nre-jItJRII7mmSkO2ZwYngF8dLYJ_SD/view?usp=share_link

Anexo 6. Informe dirigido a Abg. Luis Hernán Cisneros

Loja, 16 de febrero de 2023

Abg.

Luis Hernán Cisneros

Director del Concejo Nacional Electoral Loja

De mis consideraciones:

Reciba un cordial saludo y a la vez deseándole toda clase de éxitos en las funciones a su cargo.

La presente tiene la finalidad de poner a su disposición y a la institución a la cual Usted representa, los resultados obtenidos en el trabajo de tesis que realice en la carrera de Ingeniería en Sistemas de la Universidad Nacional de Loja, titulado **“Modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025”** en el cual se construyó un Modelo de Lenguaje y se realizó su implementación en un prototipo con el cual se procedió a realizar un análisis con los datos de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025, datos que se encuentran públicos en la página de la asamblea nacional, en donde se detectó que el 48.3% del 100% de las asambleístas electas se les han dirigido contenido de violencia política de género en la red social de twitter.

Esperando que el presente informe sea de utilidad para la institución, le expreso mis sentimientos de estima y gratitud.

A continuación, se adjunta el informe del análisis realizado.

Atentamente,



EDMUNDO JOSÉ PEZANTES URREGO

Edmundo José Pezantes Urrego,
Estudiante de la
Universidad Nacional de Loja
C.I. 1105084212
Celular: 0968822867

Abg
16/2/2023

Informe del uso de la herramienta.

El día lunes 13 de febrero del 2023, se utilizó el prototipo con los datos de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025, dicha evaluación consistió en analizar los usuarios de twitter o los nombres y apellidos de las Asambleístas, se obtuvieron las respuestas por parte del modelo con una configuración que implica una búsqueda de 1 hasta 50 tweets más recientes en la red social de twitter los cuales son clasificados en violencia política de género o no violencia política de género, el resultado de esta evaluación se la puede observar en la Tabla 1. Los nombres y apellidos de las asambleístas y las cuentas de twitter de las mismas fueron sustraídos de la página de la Asamblea Nacional misma que puede acceder desde la siguiente dirección: <https://www.asambleanacional.gob.ec/es/pleno-asambleistas>

Tabla 1. Evaluación del prototipo con las cuentas de las asambleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025. (Fuente propia).

Nº	Asambleísta	Contenido de violencia política de género
1	María Gabriela Molina Menéndez-Asambleísta por Manabí	No
2	Jahiren Elizabeth Noriega Donoso-Asambleísta por Pichincha	No
3	Silvia Patricia Nuñez Ramos-Asambleísta por Chimborazo	No
4	Esther Adelina Cuesta Santana-Asambleísta por Europa	Si
5	Johanna Cecibel Ortiz Villavicencio-Asambleísta por Loja	No
6	Victoria Tatiana Desintonio Malave-Asambleísta por Guayas	Si
7	Janeth Paola Cabezas Castillo-Asambleísta Nacional	No
8	Esperanza Guadalupe Llori Abarca-Asambleísta por Orellana	No
9	Mónica Estefania Palacios Zambrano-Asambleísta por EEUU – Canadá	Si
10	Gissela Garzón Monteros-Asambleísta por Pichincha	Si
11	Ana María Raffo Guevara-Asambleísta por Guayas	Si
12	Fernanda Mabel Méndez Rojas-Asambleísta por Azuay	No
13	Eugenia Sofía Espín Reyes-Asambleísta por Guayas	Si
14	Mariuxi Cleopatra Sanchez Sarango-Asambleísta por Orellana	No
15	Marcela Holguín Naranjo-Asambleísta por Pichincha	Si
16	Mónica Salazar Hidalgo-Asambleísta por Los Ríos	No
17	Luisa Magdalena González Alcívar-Asambleísta por Manabí	Si
18	Rosa Belén Mayorga Tapia-Asambleísta por Tungurahua	Si
19	Jhajaira Estefania Urresta Guzman-Asambleísta por Pichincha	Si

20	Raisa Irina Corral Alava-Asambleísta Nacional	Si
21	Pamela Alejandra Aguirre Zambonino-Asambleísta por Imbabura	Si
22	Patricia Monserrat Mendoza Jiménez-Asambleísta por Esmeraldas	No
23	Ana Cecilia Herrera Gomez-Asambleísta por Cotopaxi	No
24	Pierina Sara Mercedes Correa Delgado-Asambleísta Nacional	Si
25	María Fernanda Astudillo Barrezueta-Asambleísta por El Oro	Si
26	Rebeca Viviana Veloz Ramirez-Asambleísta por Santo Domingo de los Tsáchilas	No
27	María Vanessa Alava Moreira-Asambleísta por Manabí	No
28	Esperanza Guadalupe Llori Abarca-Asambleísta por Orellana	Si
29	Katuska Miranda Giler-Asambleísta por Manabí	Si
	Sara Noemí Cabrera Chacón-Asambleísta por El Oro	Si
30	Jessica Carolina Castillo Cardenas-Asambleísta por Pichincha	Si
31	Rosa Elizabeth Cerda Cerda-Asambleísta por Napo	No
32	Isabel Maria Enrriquez Jaya-Asambleísta por Zamora Chinchipe	Si
33	Bertha Patricia Sánchez Gallegos-Asambleísta Nacional	No
34	Gissella Cecibel Molina Alvarez-Asambleísta por Cotopaxi	No
35	Dina Maribel Farinango Quilumbaquin-Asambleísta por Pichincha	No
36	Sandra Sofía Sánchez Urgilés-Asambleísta por Azuay	Si
37	Mireya Katerine Pazmiño Arregui-Asambleísta por Bolívar	Si
38	Wilma Piedad Andrade Muñoz-Asambleísta Nacional	Si
39	Johanna Moreira Córdova-Asambleísta por El Oro	No
40	Ligia Del Consuelo Vega Olmedo-Asambleísta por Morona Santiago	Si
41	Lucia Shadira Placencia Tapia-Asambleísta por Loja	No
42	Amparo Rocío Guanoluisa Farinango-Asambleísta por Pichincha	No
43	Ludvia Yeseña Guamaní Vásquez-Asambleísta por Pichincha	Si
44	Nelly Zolanda Plúas Arias-Asambleísta por Guayas	No

45	Karen Gardenia Noblecilla Quintana-Asambleísta por El Oro	No
46	Dallyana Marianela Passailaigue Manosalvas-Asambleísta por Guayas	Si
47	Marjorie De Los Angeles Chávez Macias-Asambleísta por Pichincha	No
48	Nathalie Maria Viteri Jimenez-Asambleísta Nacional	Si
49	Geraldine Weber Moreno-Asambleísta por Guayas	No
50	Amada María Ortiz Olaya-Asambleísta por Santo Domingo de los Tsáchilas	No
51	Vanessa Lorena Freire Vergara-Asambleísta por Los Ríos	No
52	Eliana Alexandra Narvaez Mendencia-Asambleísta por Guayas	No
53	Daysi Marilyn Yuquilema Chimbolema-Asambleísta por Chimborazo	No
54	Nathalie Arias Arias-Asambleísta Nacional	Si
55	Rina Asunción Campain Brambilla-Asambleísta por Esmeraldas	Si
56	Briana Alejandra Villao-Asambleísta por Guayas	No
57	Diana Elizabeth Pesántez Salto-Asambleísta por Azuay	No
58	Blanca Lucrecia Sacancela Quishpe-Asambleísta por Pichincha	No
59	María José Plaza Gómez De La Torre-Asambleísta por Pichincha	Si
60	Ana Belén Cordero Cuesta-Asambleísta Nacional	No
Total		Si=29 No=31

Los resultados de la evaluación realizada con los datos de las Asambleístas electas en Ecuador son: a 29 de las 60 Asambleístas les han dirigido contenido de violencia política de género y a 31 de las 60 Asambleístas no les han dirigido contenido de violencia política de género en twitter. Como se puede evidenciar en la Figura 1.

Porcentaje de asambleístas que han sufrido violencia política de género en twitter



Figura 1. Porcentaje de Asambleístas que han sufrido violencia política de género en twitter. (Fuente propia).

En la Figura 2 se puede evidenciar los resultados individuales del análisis realizado con los datos de las asambleístas el día lunes 13 de febrero del 2023 con una configuración en la herramienta de los últimos 50 tweets con corte de la fecha antes mencionada, en los cuales se pone en evidencia la cantidad de tweets dirigidos a las mismas con contenido de violencia política de género, siendo las Asambleístas Sandra Sofía Sánchez Urgilés y Pamela Alejandra Aguirre Zambonino las que recibieron la mayor cantidad de tweets con contenido de violencia política de género.

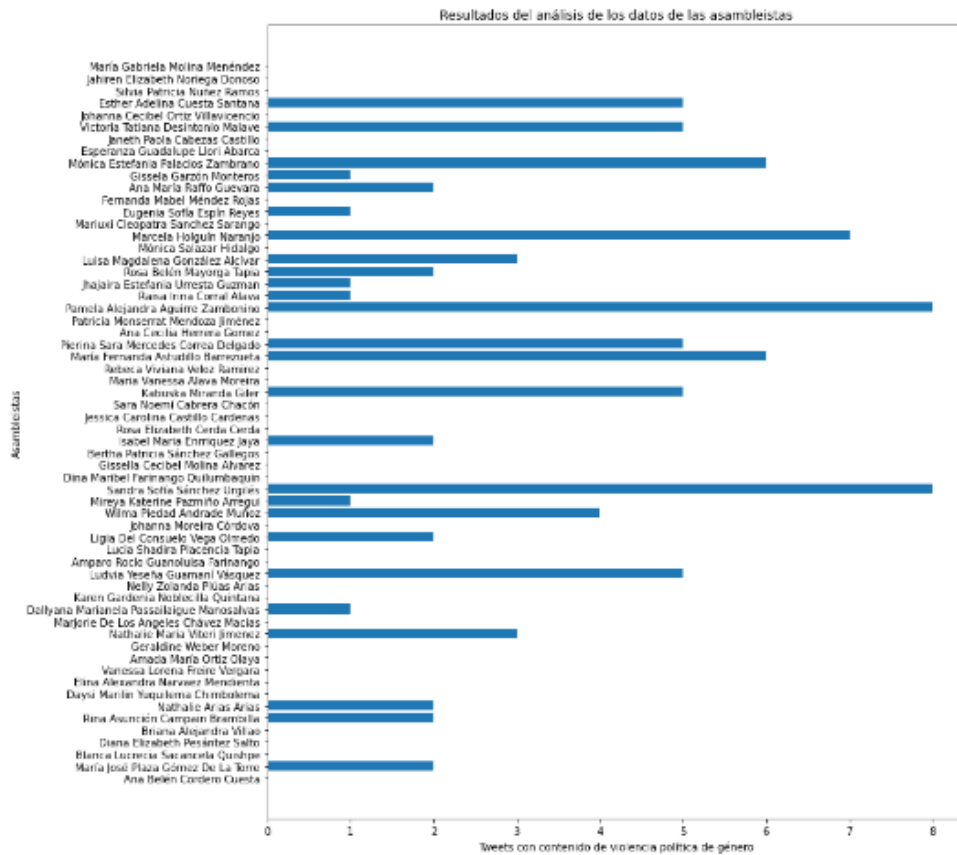


Figura 2. Resultados del análisis de los datos de las asambleístas. (Fuente propia).

Repositorio de evidencias del análisis realizado con la herramienta:

https://drive.google.com/file/d/1nre-1tJRlI7mmSkO2ZwYngF8dLYJ_SD/view?usp=share_link

Para utilizar el prototipo implementado ir a la siguiente dirección:

<https://huggingface.co/spaces/JosePezantes/Violencia-politica-genero>

Se adjunta video de guía de uso de la herramienta:

<https://youtu.be/UVBV01Nz3Dw>

Anexo 7. Certificación de traducción del resumen de español a inglés.



unl

Universidad
Nacional
de Loja

Loja, 5 de mayo de 2023

Ph.D.

MARCIA ILIANA CRIOLLO VARGAS

**CATEDRÁTICA DE LA CARRERA DE PEDAGOGÍA DE LOS IDIOMAS NACIONALES Y EXTRANJEROS-
UNL**

CERTIFICO:

Que el resumen del Trabajo de titulación denominado "Modelo de Lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar Tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el período 2021-2025", perteneciente a Edmundo José Pezantes Urrego con cédula de identidad 1105084212, de la Carrera de Ingeniería en Sistemas; traducido al inglés cumple con las características propias del idioma extranjero.

Resumen:

Resumen

En Ecuador, según el Instituto Nacional de Estadística y Censos, 65 de cada 100 mujeres han sufrido algún tipo de violencia en diferentes ámbitos a lo largo de su vida. Uno de estos ámbitos es la política, donde las mujeres enfrentan diversas formas de violencia, ya sea dentro de los partidos políticos o en otros espacios relacionados con la esfera política, familias, comunidades e inclusive en las redes sociales. Ante esta problemática, en el presente Trabajo de Titulación se plantea como objetivo general, construir un modelo de lenguaje utilizando RoBERTuito, para identificar tweets con contenido de violencia política de género hacia las assembleístas electas en Ecuador para el periodo 2021-2025. Se tomaron como referencia las fases de la metodología de Descubrimiento de Conocimiento en Textos (KDT), ya que los datos que se trabajó son textos, los cuales se procesaron en el lenguaje de programación Python, utilizando herramientas y librerías como Transformers de HuggingFace para llevar a cabo la tokenización de los textos y PyTorch para la ejecución y ajuste del modelo RoBERTuito, la interfaz de usuario se diseñó utilizando la plataforma Streamlit para permitir la interacción con el prototipo. Además, para levantar los servicios se utilizó Spaces de Hugging Face. El rendimiento



UNL

Universidad
Nacional
de Loja

del modelo se evaluó con el accuracy de entrenamiento y el conjunto de datos de evaluación, obteniendo un modelo optimo para identificar contenido de violencia política de género. Se concluyó que es posible diseñar un prototipo funcional mediante el uso del modelo lenguaje creado a partir del modelo preentrenado RoBERTuito, ya que por medio de la evaluación realizada a las mujeres políticas validaron que las respuestas generadas por el prototipo resultaron apropiadas.

Palabras claves: Violencia política de género, KDT, Procesamiento de Lenguaje Natural, Modelo de Lenguaje, RoBERTuito, Transformador, Python.

Abstract

In Ecuador, according to the National Institute of Statistics and Censuses, 65 out of 100 women have suffered some type of violence in different areas throughout their lives. One of these areas is politics, where women face various forms of violence, either within political parties or in other spaces related to the political sphere, families, communities and even in social networks. Facing this problem, in the present research work the general objective is to build a language model using RoBERTuito, to identify tweets with content of gender political violence towards elected female senators in Ecuador for the period 2021-2025. The phases of the Knowledge Discovery in Texts (KDT) methodology were taken as a reference, since the data that were worked are texts, which were processed in the Python programming language, using tools and libraries such as HuggingFace Transformers to carry out the tokenization of the texts and PyTorch for the execution and adjustment of the RoBERTuito model, the user interface was designed using the Streamlit platform to allow interaction with the prototype. In addition, Spaces by Hugging Face was used to lift the services. The performance of the model was evaluated with the training accuracy and the evaluation data set, obtaining an optimal model to identify gender political violence content. It was concluded that it is possible to design a functional prototype through the use of the language model created from the RoBERTuito pretrained model, since through the evaluation carried out on the women politicians they validated that the responses generated by the prototype were appropriate.

Keywords: Political gender violence, KDT, Natural Language Processing, Language Model, RoBERTuito, Transformer, Python.



MARCIA ILLIANA
CRIOLLO VARGAS

Marcia Illiana Criollo Vargas, Ph.D.

CATEDRÁTICA DE LA CARRERA DE PEDAGOGÍA DE LOS IDIOMAS NACIONALES Y
EXTRANEJROS-UNL