

Transformer's Models To Identify Twitter Users' Voting Intent Prior To A Presidential Election

Gary Reyes, PhD^{1,2} , Bryan Ignacio Miño Figueroa² , Dayana Jamilex Morocho Choez² ,
César Espin, MSc² , Óscar León, MSc² ,

¹Carrera de Sistemas Inteligentes, Universidad Bolivariana del Ecuador, Campus Durán Km 5.5 vía Durán Yaguachi, Durán 092405, Ecuador , gxreyesz@ube.edu.ec

²Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas, Universidad de Guayaquil, Cdla. Universitaria Salvador Allende, Guayaquil 090514, Ecuador gary.reyesz@ug.edu.ec , bryan.minof@ug.edu.ec , dayana.morochoch@ug.edu.ec , cesar.espinr@ug.edu.ec , oscar.leong@ug.edu.ec

Abstract- *This research evaluates the use of Transformer-based models, such as BERT and RoBERTa, to identify voting intention on social networks during the period leading up to presidential elections in Ecuador. Relevant posts from the platform “X” were collected and processed using natural language processing techniques. Results demonstrate the effectiveness of these models in detecting political behaviour patterns, providing a useful tool for electoral analysis and strategic campaign planning.*

Keywords: *Voting intention, Transformer's natural language processing, presidential elections, social networks, artificial intelligence.*

Modelos de transformer's para identificar intención del voto de usuarios en twitter previo a unas elecciones presidenciales.

Gary Reyes, PhD^{1,2} , Bryan Ignacio Miño Figueroa² , Dayana Jamilex Morocho Choez² ,
César Espin, MSc² , Óscar León, MSc² ,

¹Carrera de Sistemas Inteligentes, Universidad Bolivariana del Ecuador, Campus Durán Km 5.5 vía Durán Yaguachi, Durán 092405, Ecuador, gxreyesz@ube.edu.ec

²Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas, Universidad de Guayaquil, Cdla. Universitaria Salvador Allende, Guayaquil 090514, Ecuador gary.reyesz@ug.edu.ec, bryan.minof@ug.edu.ec, dayana.morochoch@ug.edu.ec, cesar.espinr@ug.edu.ec, oscar.leong@ug.edu.ec

Resumen Esta investigación evalúa el uso de modelos basados en arquitecturas Transformer, como BERT y RoBERTa, para identificar la intención de voto en redes sociales durante el periodo previo a elecciones presidenciales en Ecuador. Se recopilaron y procesaron publicaciones de la red social "X" aplicando técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Los resultados muestran que estos modelos son eficaces para detectar patrones de comportamiento político, ofreciendo una herramienta útil para el análisis electoral y la planificación estratégica en campañas.

Palabras clave: Intención de voto, transformer's procesamiento de lenguaje natural, elecciones presidenciales, redes sociales, inteligencia artificial.

I. INTRODUCCIÓN

La evolución de las redes sociales ha transformado la manera en que los ciudadanos expresan sus opiniones políticas, convirtiendo plataformas como "X" (anteriormente Twitter) en espacios clave para el análisis sociopolítico en tiempo real [1]. Estas plataformas han ampliado las posibilidades de participación ciudadana, facilitando la interacción directa con candidatos, el debate entre usuarios y la viralización de contenidos con carga ideológica. Esta dinámica representa una oportunidad para estudiar patrones de comportamiento electoral, así como los discursos que predominan en periodos de campaña.

El uso de herramientas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) y aprendizaje automático ha permitido automatizar el análisis [2], de grandes volúmenes de texto provenientes de redes sociales. En este contexto, surge la necesidad de identificar y comprender la intención de voto de los usuarios, tarea que históricamente ha estado limitada a encuestas tradicionales. Sin embargo, los métodos tradicionales presentan limitaciones como el sesgo de respuesta, el alto costo operativo y la falta de inmediatez. El análisis automatizado de publicaciones digitales representa una alternativa complementaria que puede generar información en tiempo real y con mayor alcance.

En los últimos años, la comunidad científica ha centrado su atención en el desarrollo de modelos de lenguaje profundo, especialmente aquellos basados en arquitecturas Transformer. Este avance tuvo como punto de partida el trabajo de Vaswani et al. [3], titulado "Attention is All You Need", donde se introdujo el mecanismo de atención como una solución para capturar relaciones semánticas a largo plazo sin recurrencia. Este enfoque ha superado ampliamente a las redes neuronales recurrentes tradicionales en múltiples tareas del PLN, como traducción automática, clasificación de texto y análisis de sentimiento.

Modelos como BERT y RoBERTa, contruidos sobre la arquitectura Transformer, han demostrado un alto rendimiento en tareas de clasificación binaria y multiclase, incluso en contextos con ambigüedad semántica o variabilidad lingüística.

Su aplicación en escenarios políticos ha sido validada por investigaciones que analizan discursos parlamentarios [4], campañas electorales y noticias falsas. En América Latina, estas tecnologías aún están en proceso de adopción, [5], lo cual motiva estudios aplicados al contexto ecuatoriano.

Este artículo presenta una investigación orientada a la identificación de intención de voto a partir de publicaciones en Twitter durante las elecciones presidenciales en Ecuador. Se trabajaron dos contextos: un escenario real correspondiente al periodo electoral de 2021, y uno simulado proyectado hacia 2025. Se utilizaron modelos BERT y RoBERTa para clasificar las preferencias políticas expresadas en los textos. La propuesta metodológica integra minería de datos, preprocesamiento lingüístico y aprendizaje profundo, con el fin de proporcionar una herramienta útil para el análisis electoral y la toma de decisiones estratégicas en campañas digitales

II. METODOS Y MATERIALES

La metodología aplicada en esta investigación se dividió en seis fases secuenciales: (1) recolección de datos, (2) preprocesamiento del texto, (3) anotación manual, (4) entrenamiento de modelos, (5) simulación del escenario 2025 y (6) evaluación de resultados. Todo el proceso se basó en una muestra de publicaciones realizadas en Twitter durante el periodo electoral del año 2021 y, para el escenario simulado (2025), se emplearon textos artificiales creados a partir de patrones de intenciones reales. Se utilizó un enfoque cualitativo-cuantitativo, apoyado por técnicas de PLN y modelos de clasificación supervisados.

Para la recolección de datos se descargó de un repositorio Github, de los datos reales de tweets de la segunda vuelta electoral, filtrando publicaciones por hashtags relevantes a las elecciones presidenciales de 2021, como #Arauz, #Lasso, #EleccionesEcuador2021, entre otros. Se descargaron más de 50.000 tuits, de los cuales se seleccionó una muestra representativa de 5000 publicaciones para su procesamiento. Esta muestra fue segmentada por candidato y polaridad, garantizando balance entre clases.

En la etapa de preprocesamiento se aplicaron técnicas de limpieza de texto como eliminación de caracteres especiales, [8], enlaces, menciones, hashtags y emojis. No se realizó una normalización semántica avanzada en casos de sarcasmo o expresiones coloquiales debido a limitaciones metodológicas y de recursos. Incorporar técnicas específicas para detección de ironía requiere modelos adicionales entrenados que no estaban disponibles en español para el contexto ecuatoriano. En su lugar, se priorizó mantener la estructura natural de los mensajes, lo cual refleja más fielmente la forma en que se comunican los usuarios en redes sociales en cambio se realizó una normalización que se la puede apreciar en la Tabla, se utilizaron funciones de tokenización, lematización y conversión a minúsculas, como parte de un enfoque léxico validado en estudios reciente. Adicionalmente, se eliminaron palabras

vacías (stopwords) y se normalizó el texto mediante expresiones regulares. Este procedimiento fue esencial para optimizar la entrada de datos a los modelos BERT y RoBERTa, ya que estos requieren entradas limpias y coherentes [6].

Tabla 1 Palabras claves en la normalización

Palabra en Tweet	Normalización	Asociado a
Banquero	Guillermo Lasso	Candidato 2021
Correísmo	Luisa Gonzales-Andrés Arauz	Candidato 2025 – Candidato 2021
Rc5	Luisa Gonzales-Andrés Arauz	Candidato 2025 – Candidato 2021
Empresario Joven	Noboa	Candidato 2025
Mujer candidata	Luisa Gonzales	Candidato 2025
ADN	Daniel Noboa	Candidato 2025
Marcelino	Marcelino de Maridueña	Datos Geográficos

Nota: Tabla de ejemplos del proceso de Normalización aplicada.

Posteriormente, se procedió a la fase de anotación manual. Donde se pudo obtener del CNE la información real de los candidatos que habían ganado en los cantones y provincias para así poder tener un comparativa que es uno de los objetivos de esta investigación.

Para simular el escenario de las elecciones de 2025, se generaron textos con patrones de intención basados en los hallazgos del 2021. Se aplicaron técnicas de reformulación manual, con expresiones proyectadas hacia los candidatos Daniel Noboa y Luisa González. Esta base permitió observar el comportamiento de los modelos ante contextos prospectivos. Aunque no fue una simulación automatizada, se procuró mantener el rigor metodológico en la generación de ejemplos comparables.

En cuanto a las herramientas tecnológicas, se utilizó Google Colab como entorno de desarrollo, lo que permitió realizar análisis avanzados de datos y procesamiento de lenguaje natural sin necesidad de infraestructura local, aprovechando recursos de computación en la nube, incluidos GPU. El lenguaje principal fue Python, elegido por su facilidad de uso, versatilidad y amplia adopción en entornos de análisis de datos e inteligencia artificial.

El análisis de sentimientos se realizó mediante el modelo `nlptown/bert-base-multilingualuncased-sentiment` de la librería Hugging Face, capaz de asignar puntuaciones en una escala de 1 a 5 estrellas según la polaridad emocional detectada en los textos. La combinación de estas herramientas permitió construir un entorno de investigación robusto, facilitando la integración de datos y el procesamiento eficiente necesario para alcanzar los objetivos planteados. Estos experimentos se realizaron utilizando configuraciones por defecto de la librería Hugging Face, sin ajuste exhaustivo de hiperparámetros ni validación

cruzada, debido al carácter exploratorio y comparativo del estudio.

Tabla 2 Herramientas utilizadas en el desarrollo del modelo BERT

Herramienta	Descripción
Lenguaje	Python
Entorno	Google colab
librerías	Panda, Geopanda, Matplotlib, Transformer’s , Hugging Face
Modelo realizado	nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment pysentimiento/robertuito-sentiment-analysis
Archivos Geográficos	.shp. Shapefile de Ecuador

Nota: En esta tabla se puede observar las herramientas usadas para el proceso de la investigación

Finalmente, se procedió al entrenamiento de los modelos BERT y RoBERTa [7]. Se utilizó la biblioteca de Transformers de Hugging Face, con fine-tuning sobre el corpus anotado. Se empleó una arquitectura de clasificación. La métrica principal fue el F1-score por clase. Para poder según el análisis de sentimiento tener una comparativa de intención de voto por candidato. La comparación de los datos reales con las intención de votos para una respectiva matriz de confusión, con el que se visualiza cada una de las métricas de los respectivos análisis. una secuencia de pasos que inicia desde la recolección de datos hasta la visualización final, como se observa en la Figura 1.

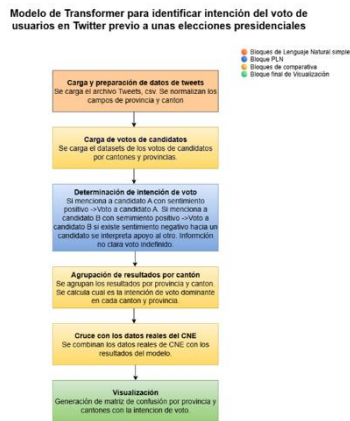


Figura 1. Cuadro de proceso en los modelos **Nota:** Gráfico de pasos a desarrollar en el modelo de sentimientos y con su respectiva visualización.

III. RESULTADOS

Teniendo una normalización se procedió a realizar las respectivas pruebas en el uso de los modelos tanto como BERT

y RoBERTa, generando clasificaciones de sentimientos para así, tener una intención de voto a partir de las predicciones. Los resultados de aquello son usados y visualizados con una matriz de confusión para comparar. Lo último a realizar es la respectiva gráfica.

Modelo Bert:

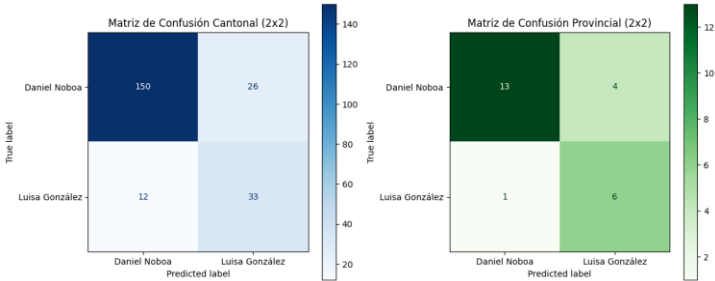


Figura 2. Matriz de confusión provincial cantonal usando modelo BERT

Nota: Gráfico de comparativo entre el dataset de intención de voto y dataset del CNE.(2025)

MÉTRICAS CANTONALES				
	precision	recall	f1-score	support
Daniel Noboa	0.93	0.85	0.89	176
Luisa González	0.56	0.73	0.63	45
accuracy			0.83	221
macro avg	0.74	0.79	0.76	221
weighted avg	0.85	0.83	0.84	221
MÉTRICAS PROVINCIALES				
	precision	recall	f1-score	support
Daniel Noboa	0.93	0.76	0.84	17
Luisa González	0.60	0.86	0.71	7
accuracy			0.79	24
macro avg	0.76	0.81	0.77	24
weighted avg	0.83	0.79	0.80	24

Figura 3 Métricas por parte de los datos de las matrices

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo Bert, estamos consideran que el modelo cuenta con una buena precisión tanto en el cantonal como en el provincial.

En conjunto, estos resultados evidencian que el modelo posee un desempeño destacado en las tareas evaluadas según su desempeño destacado al identificar la intención de voto por Daniel Noboa, con métricas consistentes a nivel cantonal y provincial, mientras que, para Luisa González, aunque el recall fue alto, la precisión fue considerablemente menor. Esto evidencia la necesidad de optimización para reducir los errores de clasificación cruzada y mejorar el rendimiento general, especialmente en contextos donde los datos presentan desequilibrios de clase. Los hallazgos destacan la aplicabilidad

del modelo en análisis electoral, permitiendo evaluar no solo la precisión de las predicciones, sino también su capacidad de generalización en diferentes niveles territoriales

En el uso de los datos reales del año 2021, en la segunda vuelta electoral usando el modelo BERT, Donde se realizaron las respectivas técnicas que se usó en el modelo simulado podremos observar en la Figura 7 se presenta la correspondiente matriz de confusión, dentro de uso del modelo de procesamiento de datos, en ella se puede apreciar que tanto en la matriz de confusión cantonal como provincial se puede verificar una aceptación según las métricas añadidas.

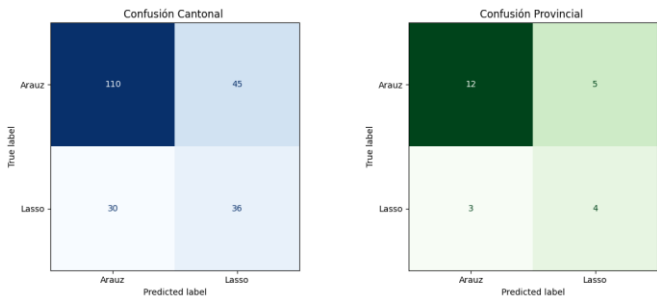


Figura 4 Matrices de Confusión usando el dataset simulado con los datos reales del CNE

Nota: El uso de Modelo Bert con los datos de tweets reales Elecciones(2021), usando la representación con datos reales del CNE.

MÉTRICAS CANTONALES				
	precision	recall	f1-score	support
Arauz	0.79	0.71	0.75	155
Lasso	0.44	0.55	0.49	66
accuracy			0.66	221
macro avg	0.62	0.63	0.62	221
weighted avg	0.68	0.66	0.67	221
MÉTRICAS PROVINCIALES				
	precision	recall	f1-score	support
Arauz	0.80	0.71	0.75	17
Lasso	0.44	0.57	0.50	7
accuracy			0.67	24
macro avg	0.62	0.64	0.62	24
weighted avg	0.70	0.67	0.68	24

Figura 5 Métricas Cantonales y Provinciales

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo Bert con los datos reales, tenemos que darnos cuenta de que la mayoría de los datos en las métricas tanto cantonales y provinciales están arriba del 0.50. indicando resultados un poco arriba del promedio.

En conjunto, estos hallazgos indican que el modelo presenta un desempeño superior en la tarea de identificar la intención de voto de los usuarios. por Arauz que, por Lasso,

tanto a nivel cantonal como provincial. Aunque se logra mantener un desempeño moderado, las métricas reflejan la necesidad de ajustar y optimizar el modelo para mejorar su capacidad de clasificación en contextos con datos desequilibrados, especialmente en lo referente a la representación de Lasso. Estas observaciones son relevantes para fortalecer futuras aplicaciones del modelo en análisis de sentimiento y predicción de intención de voto en entornos políticos.

Modelo RoBERTa:

En el uso del Modelo Roberta, en esta investigación se realizó las mismas pruebas tanto en el de los datos simulados (Elecciones 2025), con los datos reales (Elecciones 2021), ambas tomando en cuenta que es en la segunda vuelta electoral. En el uso de los modelos se verificará las matrices de confusión del modelo.

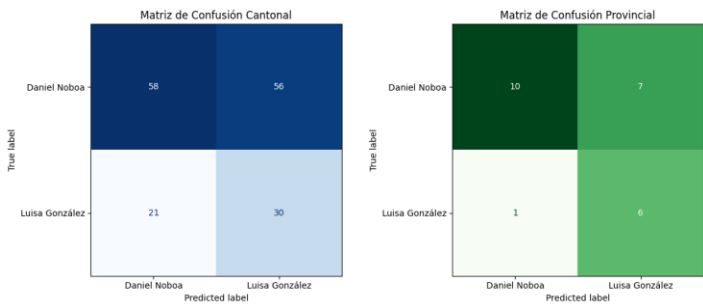


Figura 6. Matrices Modelo RoBERTa

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo RoBERTa, se visualiza que en la matriz Cantonal encontramos muchas diferencias con respecto a la provincial.

MÉTRICAS CANTONALES				
	precision	recall	f1-score	support
Daniel Noboa	0.73	0.51	0.60	114
Luisa González	0.35	0.59	0.44	51
accuracy			0.53	165
macro avg	0.54	0.55	0.52	165
weighted avg	0.62	0.53	0.55	165
MÉTRICAS PROVINCIALES				
	precision	recall	f1-score	support
Daniel Noboa	0.91	0.59	0.71	17
Luisa González	0.46	0.86	0.60	7
accuracy			0.67	24
macro avg	0.69	0.72	0.66	24
weighted avg	0.78	0.67	0.68	24

Figura 7 Métricas Cantonales & Provinciales Modelo RoBERTa (Dataset Simulado)

Nota: Metricas Cantonales & Provinciales del modelo roBERTa

En términos generales, los resultados reflejan que el modelo logra un equilibrio adecuado entre precisión y sensibilidad, reflejando su capacidad para abordar eficazmente las tareas analizadas. por RoBERTa, en este escenario, tuvo dificultades particulares a nivel cantonal, presentando un rendimiento considerablemente mejor a nivel provincial. Esto pone en evidencia la necesidad de ajustes y optimización, especialmente en el manejo de datos desbalanceados y en la reducción de errores de clasificación cruzada. La diferencia de rendimiento entre los niveles territoriales también sugiere que el modelo podría beneficiarse de un entrenamiento específico por tipo de agregación geográfica, reforzando su aplicabilidad en futuros análisis electorales basados en datos de redes sociales.

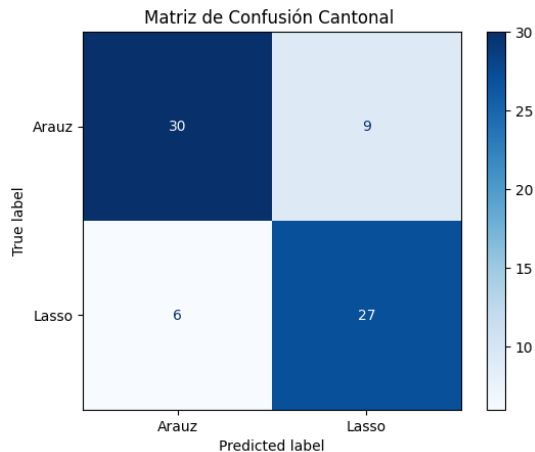


Figura 8 Matriz de Confusión Datos Reales – Modelo RoBERTa (2021)

Nota: Matriz de Confusión usando RoBERTa.

MÉTRICAS CANTONALES (				
	precision	recall	f1-score	support
Arauz	0.83	0.77	0.80	39
Lasso	0.75	0.82	0.78	33
accuracy			0.79	72
macro avg	0.79	0.79	0.79	72
weighted avg	0.80	0.79	0.79	72

Figura 9 Métricas Cantonales

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo RoBERTa, resume las métricas cantonales obtenidas en el análisis de intención de voto.

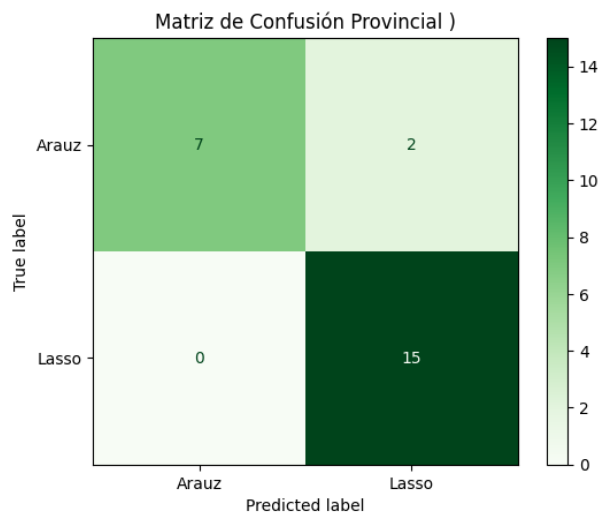


Figura 10 Matriz de Confusión Provincial Modelo RoBERTa

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo RoBERTa, viendo una gran diferencia con respecto a la matriz provincial con el modelo BERT.

MÉTRICAS PROVINCIALES				
	precision	recall	f1-score	support
Arauz	1.00	0.78	0.88	9
Lasso	0.88	1.00	0.94	15
accuracy			0.92	24
macro avg	0.94	0.89	0.91	24
weighted avg	0.93	0.92	0.91	24

Figura 11 MÉTRICAS PROVINCIALES Modelo RoBERTa

Nota: Con respecto a la métrica del Modelo RoBERTa, indicando métricas provinciales.

En esta investigación se obtuvo información relevante a partir del análisis de sentimiento, lo que permitió, a su vez, predecir la intención de voto en el contexto electoral del Ecuador, utilizando modelos de procesamiento de lenguaje natural (PLN), específicamente BERT y RoBERTa. Los hallazgos que se presentan a continuación corresponden a los resultados preliminares más significativos obtenidos durante las fases de experimentación y validación del estudio.

Los modelos BERT y RoBERTa fueron aplicados sobre datasets reales, correspondientes a las elecciones presidenciales de 2021, así como sobre datasets simulados, diseñados para representar un escenario prospectivo de elecciones en 2025. Esta aplicación permitió evaluar la capacidad de ambos modelos para identificar patrones de opinión pública expresados en redes sociales, particularmente en Twitter. Las métricas cuantitativas utilizadas para la evaluación incluyeron

efectividad de los aciertos positivos, recall y F1-score, complementadas con matrices de confusión generadas a nivel provincial y cantonal, que facilitaron la comparación de las predicciones automatizadas generadas por modelo y datos recolectados manualmente.

Estos resultados mostraron que ambos modelos lograron desempeños destacados en la clasificación de intención de voto, aunque enfrentaron desafíos específicos al interpretar menciones indirectas, sarcasmo y expresiones coloquiales. En particular, RoBERTa demostró una ligera ventaja en la comprensión de textos en español y en la identificación de asociaciones semánticas complejas, mientras que BERT presentó una mayor estabilidad en tareas generales de clasificación. Esta diferencia se hizo evidente en casos donde los usuarios empleaban términos indirectos para referirse a los candidatos, como “banquero” en alusión a Guillermo Lasso, o “RC5” y “Revolución Ciudadana” para referirse a Andrés Arauz o Luisa González, lo cual exigió un proceso previo de normalización semántica para mejorar la interpretación por parte de los modelos.

En el caso del dataset real correspondiente a las elecciones de 2021, se pudo observar que RoBERTa tuvo mayores dificultades para determinar la intención de voto en los tweets debido que generalmente, las publicaciones no incluían información explícita sobre la provincia o cantón de origen. Esta limitación contrastó con el desempeño observado en el dataset simulado, donde sí se contaba con datos geográficos asociados a cada publicación, permitiendo realizar análisis más precisos a nivel cantonal y provincial.

No se realizó un entrenamiento diferenciado por contexto geográfico debido a la falta de información georreferenciada en la mayoría de las publicaciones recolectadas. La ausencia de datos consistentes sobre provincia o cantón limitó la posibilidad de construir corpus balanceados por región. Por ello, se optó por un entrenamiento general, enfocado en el análisis textual, garantizando un volumen suficiente de datos para la comparación entre modelos.

Entre las principales limitaciones identificadas, se destacan las dificultades que enfrentaron ambos modelos para captar correctamente la intención de voto en publicaciones que contenían ironía, ambigüedad o críticas veladas, lo cual impactó negativamente en las métricas de desempeño en ciertas regiones. A pesar de estas limitaciones, los resultados obtenidos reflejan el potencial significativo de los modelos BERT y RoBERTa para contribuir al estudio del comportamiento político y de la opinión pública a partir de datos no estructurados en redes sociales. Esto resalta la importancia de seguir fortaleciendo y adaptando este tipo de herramientas en investigaciones futuras, con el objetivo de optimizar su precisión y ampliar su aplicabilidad en contextos políticos locales.

En la tabla 3 podemos observar los datos mostrados por cada uno de los experimentos realizados.

Tabla 3. Resultado de la Investigación.

Modelo Realizado	Candidato	Métricas Cantonal	Métricas Provinciales
Datos Resultados Elecciones 2025			
BERT	Daniel Noboa	Presicion: 0.93 Recall: 0.85 F1-score:0.89	Presicion: 0.93 Recall: 0.76 F1-score:0.84
	Luisa González	Presicion: 0.56 Recall: 0.73 F1-score:0.63	Presicion: 0.60 Recall: 0.86 F1-score:0.71
ROBERTA	Daniel Noboa	Presicion: 0.73 Recall: 0.51 F1-score:0.60	Presicion: 0.91 Recall: 0.59 F1-score:0.71
	Luisa González	Presicion: 0.35 Recall: 0.59 F1-score:0.44	Presicion: 0.46 Recall: 0.86 F1-score:0.60
Datos Resultados Elecciones 2021			
BERT	Guillermo Lasso	Presicion: 0.44 Recall: 0.55 F1-score:0.49	Presicion: 0.44 Recall: 0.57 F1-score:0.50
	Andrés Arauz	Presicion: 0.79 Recall: 0.71 F1-score:0.75	Presicion: 0.80 Recall: 0.71 F1-score:0.75
ROBERTA	Guillermo Lasso	Presicion: 0.75 Recall: 0.82 F1-score:0.78	Presicion: 0.88 Recall: 1.00 F1-score:0.94
	Andrés Arauz	Presicion: 0.83 Recall: 0.77 F1-score:0.80	Presicion: 1.00 Recall: 0.78 F1-score:0.88

Nota: Resultado de la investigación

IV. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en esta investigación evidencian el potencial de los modelos basados en arquitectura Transformer, específicamente BERT y RoBERTa, para identificar intención de voto en contextos sociopolíticos ecuatorianos mediante el análisis de publicaciones en Twitter. Mientras RoBERTa demostró mayor eficacia en escenarios reales como el de las elecciones 2021, BERT presentó un rendimiento superior en el escenario simulado de 2025, especialmente en la identificación de intención hacia el candidato Daniel Noboa. Estas diferencias de comportamiento reflejan que la calidad del corpus, la claridad del discurso y la distribución del contenido tienen un impacto directo en el desempeño de los modelos.

No se aplicaron técnicas de balanceo como oversampling o SMOTE, dado que el objetivo fue evaluar la capacidad de los modelos en un escenario lo más cercano posible a la realidad, donde la distribución de menciones hacia los candidatos es naturalmente desigual. Esto permite observar las limitaciones inherentes de los algoritmos frente a datos desbalanceados y evaluar su aplicabilidad en contextos políticos reales.

Asimismo, el estudio permitió identificar las limitaciones actuales de estos sistemas, como su dificultad para interpretar sarcasmo, ambigüedad o referencias implícitas, aspectos frecuentes en el discurso político digital. Estos hallazgos abren la puerta a futuras líneas de trabajo orientadas a mejorar la capacidad semántica de los modelos mediante el uso de enfoques multimodales, entrenamiento con ejemplos adversariales o integración de mecanismos de interpretación del contexto. En conjunto, esta investigación aporta al fortalecimiento del análisis automatizado del comportamiento electoral en entornos digitales desde una perspectiva local y actual.

REFERENCIAS

- [1] A. Moreno, A. M. Sandoval y D. Torres, “Análisis del discurso político en Twitter durante las elecciones presidenciales,” *Revista de Estudios Sociales*, vol. 78, pp. 45–58, 2022.
- [2] T. Domínguez, L. Martínez y F. Paredes, “Inteligencia artificial aplicada al análisis de datos políticos,” *Revista Científica de Tecnología e Innovación*, vol. 5, no. 2, pp. 20–35, 2021.
- [3] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser y I. Polosukhin, “Attention is All You Need,” in **Advances in Neural Information Processing Systems**, 2017.
- [4] A. Ortega y M. Ruiz, “Modelos de lenguaje y procesamiento de opiniones en redes sociales,” *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, vol. 25, no. 72, pp. 34–48, 2022.
- [5] A. Zambrano y P. Espinosa, “Evaluación de modelos BERT en contextos sociopolíticos latinoamericanos,” *Congreso Latinoamericano de Computación*, pp. 123–130, 2023.
- [6] J. Devlin, M. Chang, K. Lee y K. Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” in **Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)**, Minneapolis, USA, 2019.
- [7] Y. Liu et al., “RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach,” *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.
- [8] C. Espín-Riofrío, J. Ortiz-Zambrano y A. Montejo-Ráez, “Un enfoque de filtrado léxico para la elaboración de perfiles de autores,” **Procesamiento del Lenguaje Natural**, vol. 71, pp. 133–140, 2023.
- [9] G. Reyes et al., “Brief Bibliometric Study on Text Processing with NLP Algorithms on Hate Speech,” in **Proceedings of the LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education and Technology**, 2024.
- [10] M. Balahur, J. M. Hermida y A. Montoyo, “Detecting implicit expressions of emotion in text: A comparative analysis,” *Decision Support Systems*, vol. 53, no. 4, pp. 742–753, 2012.
- [11] D. Saura, P. Palos-Sánchez y M. Correia, “Digital marketing strategies based on the e-business model: Literature review and future directions,” *Information*, vol. 12, no. 5, pp. 1–22, 2021.
- [12] A. Tumasjan, T. Sprenger, P. Sandner y I. Welp, “Predicting elections with Twitter: What 140 characters reveal about political sentiment,” *Proc. of the 4th Int. AAAI Conf. on Weblogs and Social Media*, pp. 178–185, 2010.
- [13] J. Pennington, R. Socher y C. Manning, “GloVe: Global vectors for word representation,” *Proc. EMNLP, Doha*, pp. 1532–1543, 2014.
- [14] A. Montoyo, P. Martínez-Barco y A. Balahur, “Subjectivity and sentiment analysis: An overview of the current state of the area and envisaged developments,” *Decision Support Systems*, vol. 53, no. 4, pp. 675–679, 2012.
- [15] A. Go, R. Bhayani y L. Huang, “Twitter sentiment classification using distant supervision,” *CS224N Project Report*, Stanford, 2009.
- [16] C. Poblete, F. Garreta, y R. Baeza-Yates, “Opinion mining in social media,” *ACM SIGMOD Record*, vol. 42, no. 2, pp. 37–42, 2013.
- [17] P. Nakov et al., “SemEval-2016 Task 4: Sentiment Analysis in Twitter,” *Proc. of the 10th Int. Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2016)*, pp. 1–18, 2016.