

## **Prediciendo el comportamiento electoral de los colombianos**

### **Abstract**

Si bien la participación ciudadana es uno de los pilares de los regímenes democráticos, persiste el abstencionismo. En Colombia, a pesar de que la sociedad civil se ha fortalecido en los últimos años y que el abstencionismo ha disminuido, aún se mantiene. Con esto en mente, a lo largo de este trabajo se explorarán los determinantes del voto de los colombianos. A partir de la información de la Encuesta de Cultura Política del DANE realizadas en 2015 y 2017, así como de una base de datos sobre riesgos electorales de la Misión de Observación Electoral (MOE), se busca predecir el voto de los colombianos en las elecciones presidenciales del 2015. Usando distintos modelos de predicción, se encuentra que el modelo más adecuado es un *XGBoost* que permite tener los mejores resultados predictivos. Dentro de las variables con mayor importancia en los modelos de predicción, se destacan las siguientes: conocimiento político, presencia de grupos armados, identificación con partidos políticos, nivel educativo y parentesco con el jefe del hogar. Se recomienda usar métodos de inferencia causal para complementar el ejercicio, de tal manera que se puedan plantear políticas públicas específicas que reduzcan el abstencionismo.

## Introducción

Al considerar la importancia de la participación en la democracia, Lijphart (1996) destaca que se relaciona con el hecho de que una participación desigual se traduce en una influencia desigual sobre los asuntos públicos. Además, frente a la desigualdad en la participación política, la ciencia política destaca que estas diferencias no son aleatorias sino a un sesgo sistémico que favorece a los ciudadanos más privilegiados (Lijphart, 1996). No obstante, la baja participación es un problema que afecta a múltiples democracias alrededor del mundo. Si bien Colombia no es la excepción, en los últimos años el abstencionismo ha disminuido. Con esto en mente, a lo largo de este trabajo se buscará identificar los determinantes del comportamiento electoral de los colombianos a través de un modelo de predicción. De esta manera, se definió un modelo *XGBoost* para predecir el abstencionismo en las votaciones y sus determinantes. En este sentido, variables como la presencia de grupos armados, la educación, el conocimiento político, y la asistencia a eventos de partidos políticos son variables que inciden en el comportamiento político.

## Antecedentes y pregunta de investigación

El uso de modelos de predicción y *big data* ha buscado realizar proyecciones sobre los resultados de procesos democráticos como las votaciones. En este sentido, con el crecimiento de las redes sociales y su uso como plataformas de diálogo y debate político, académicos han desarrollado modelos de predicción que recogen los sentimientos y opiniones de los usuarios para reflejar cuál candidato será el más votado (Vendeville et al., 2021; Liu et al., 2020; Sinha et al., 2020; García, 2014; Castro, 2016). Por otro lado, para analizar el abstencionismo y sus determinantes se han utilizado más que todo modelos econométricos espaciales (Manita, 2018). Los modelos de predicción se han desarrollado en menor magnitud, sin embargo, se encuentran análisis que mediante modelos de predicción han identificado que, si no se tiene en cuenta el abstencionismo, las predicciones de los resultados de las votaciones pueden ser mucho menos precisas (Galam, 2018; Armengol & Vicente, 2019).

También se han utilizado las metodologías de *machine learning* para identificar puntos de votación que pueden estar en riesgo de fraude electoral (Zhang et al., 2019). Entre los enfoques que se mencionaron anteriormente se han utilizado metodologías como Random Forest, AdaBoost, K-Fold Cross Validation, árboles de decisión, Lasso, entre otros. Así mismo, a partir de encuestas socioeconómicas y de opinión pública a nivel nacional, se ha buscado determinar el efecto de actitudes machistas en los resultados de las elecciones a partir de modelos clasificación (Hanley, 2021).

Teniendo en cuenta que la evidencia sugiere que el comportamiento político está motivado las opiniones, actitudes y factores socioeconómicos, a través de este trabajo se buscará aplicar técnicas de *machine learning* para analizar este comportamiento, con énfasis en la abstención. Al respecto, se observa que pocos análisis se han utilizado *machine learning* para modelar el abstencionismo. En consecuencia, la pregunta de investigación será: ¿Qué variables permiten predecir el abstencionismo en las votaciones de urna? ¿De acuerdo con el modelo, qué incentivos pueden promover la participación política en futuras votaciones?

## Datos

Los datos con los que se cuenta a nivel país se encuentran en la Encuesta de Cultura Política (ECP) del DANE, la cual es aplicada a hogares colombianos desde el año 2007. Los datos más recientes son los obtenidos a partir de las encuestas realizadas en los años 2017, 2019 y 2021. Esta encuesta está compuesta por 7 capítulos: i) identificación, ii) datos de vivienda, iii) registro de personas, iv) características generales, v) participación, vi) elecciones y partidos, y vii) democracia. En ese sentido, se dispone de información socioeconómica de los hogares, los perfiles sociodemográficos de los individuos, su participación en diferentes espacios políticos, sus actitudes hacia las instituciones y sus opiniones frente al funcionamiento de la democracia en el país.

Asimismo, se cuenta con información de la Registraduría General de la Nación sobre los resultados de las votaciones presidenciales, a Cámara y a Senado, que al cruzarla con la información municipal y departamental de cada hogar puede aportar a la definición del modelo de predicción. Otros datos de interés que alimentarán el análisis son las bases de datos de riesgos electorales, inscripción de cédulas, grupos armados ilegales y riesgo hacia líderes sociales para los años 2007 a 2018 de la Misión de Observación Electoral (MOE), estos datos se encuentran a nivel municipal.

En primer lugar, teniendo en cuenta que para realizar una comparación entre una base de datos *test* y otra *train* es necesario que las variables disponibles sean las mismas y que se cuente con homogeneidad en la recolección de información, se utilizaron para el análisis las Encuestas de Cultura Política de los años 2015 y 2017. Lo anterior, dado que estas dos encuestas tienen una estructura similar, a diferencia de las encuestas de 2019 y 2021 que tuvieron enfoques diferenciales y preguntas enfocadas en temas coyunturales. Los metadatos para estas encuestas estaban divididos por componente temático y estaban identificados por directorio, número de hogar y número de persona en el hogar; variables que fueron utilizadas para consolidar la información de cada componente temático en una sola base de datos.

Posteriormente, se incluyeron las variables disponibles en los repositorios de datos de la MOE. Al respecto, dado que no había variables en común entre las bases, se aprovechó que la base estaba a nivel municipal para crear una variable de región y unir las con las observaciones de las ECP. En este sentido, se pudieron obtener variables de riesgos electorales por presencia de grupos armados al margen de la ley, cantidad de cédulas inscritas, votos en blanco, inválidos o nulos, número de votos registrados y resultados de las votaciones para gobernaciones y alcaldías del año 2015 y para las votaciones presidenciales del año 2018<sup>1</sup>.

A partir de este proceso, se definieron bases de datos separadas con la información recolectada para el año 2015 y 2017. De esta manera, para el año 2015 se cuenta con 32.624 observaciones y 408 variables, mientras que para el año 2017 se cuenta con 27.849 observaciones y 363 variables. En total, la base de datos del año 2015 contaba con un 20.39% de *missing values* y la base para el año 2017 con un 16.08% (Anexo 1). A partir de esto, se identificó que varias variables cuentan con más del 5% de sus valores como *missings*, por lo que se eliminaron estas variables y para el resto se imputaron los valores faltantes con la moda o la mediana, dependiendo de si las variables eran categóricas o continuas. Finalmente, después de esta limpieza se cuenta con 45 variables para el año 2015 y 45 variables para el año 2017.

Al analizar descriptivamente la información se evidencia que un 73.7% de los encuestados sí votó en el año 2017, mientras que en el año 2015 fue un 72.05% (Anexo 2). Adicionalmente, se identifica que en el año 2017 el 25,2% de las mujeres no votaron, en comparación con un 27.5% de los hombres. Para el año 2015, las proporciones fueron similares. Asimismo, la media de la edad es menor para aquellos que no votan en comparación con los que sí votaron para los dos años analizados (Anexo 3).

## Modelos

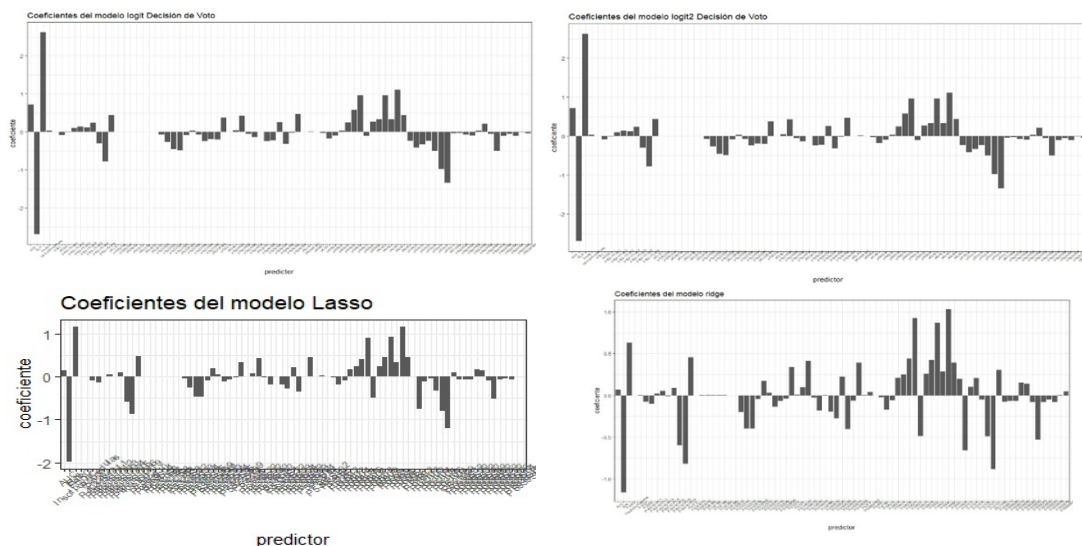
En primer lugar, se cruzarán las bases de datos para identificar la relación de las variables, analizar los *outliers*, imputar los valores faltantes si es necesario y elegir las variables para los modelos que se diseñarán. Es preciso indicar que estos modelos son de tipo clasificación ya que nuestra variable dependiente es binaria, si la persona vota o no. Como se mencionó anteriormente, el análisis seleccionó 45 variables que se consideran útiles para predecir la acción de voto del individuo. Estas variables se encuentran como Anexo para que el lector entienda cuáles fueron las seleccionadas. Más adelante se dividió la base de 2015 para entrenar y evaluar los diferentes modelos que se replicarán y se compararán.

---

<sup>1</sup> Dado que en el año 2017 no se realizaron votaciones y que en el año 2018 el DANE no desarrolló la Encuesta de Cultura Política, estos resultados se incluyeron al acervo de datos del año 2017.

Teniendo en cuenta estos aspectos proponemos usar por una parte un modelo de regresión logística, de ser necesario agregándole cierta flexibilidad o penalizaciones, como las de un modelo Lasso o Ridge, para controlar posibles problemas de información redundante en algunas variables. Además, dado que la muestra está desbalanceada, se realiza un *upsampling* para que el modelo lleve a cabo una mejor predicción. Por otra parte, proponemos usar un modelo basado en árboles, como un *XGBoost* que es conocido por su alto nivel predictivo, al utilizar una variante estocástica y de gradiente del modelo *boosting*. Adicionalmente, para tener una mejor calibración de los modelos se utilizará el método de validación cruzada para seleccionar los hiperparámetros que mejoran los resultados. Más adelante, para que elegir el mejor modelo, se compararán por medio de las estadísticas de *Accuracy*, *Sensitivity*, Razón de los Positivos seleccionados correctamente sobre los positivos reales, *AUC*, las cuales examinarán qué modelo hace una mejor predicción fuera de muestra.

En primer lugar, se realizaron dos Modelos *Logit* sin hiperparámetros utilizando todas las variables. La única diferencia fue que en el Modelo 2 se balanceó la muestra. Para los modelos Lasso y Ridge se utilizó la muestra balanceada y se encontró el *lambda* mínimo que maximiza el *accuracy* de los modelos. A continuación, se muestra el comportamiento de los coeficientes de los 4 modelos



Gráfica 1 Comportamiento de Coeficientes

En las gráficas anteriores se observa que en los modelos Logit, Lasso y Ridge las variables se comportan igual, mostrando cómo afectan la decisión del voto. Sin embargo, al analizar la importancia de las variables se evidenció que las que tienen un mayor peso en la relación con la votación son: Presencia de grupos armados (FARC y ELN), P606 (Actividad en la que ocupó parte del tiempo la semana pasada), P6050 (Parentesco con el jefe del hogar), P517 (Informado sobre la actualidad política del país), P5368S6 (Regularidad de asistencia a eventos de partidos políticos), P5334S3 (Ha solicitado ayuda a algún líder cívico), P5323 (Identificación con algún partido político), P6210 (Nivel Educativo), P6936S7 (Su comunidad se ha visto enfrentada al surgimiento de riesgos contra los derechos a la vida, integridad y seguridad).

Ahora bien, en cuanto a estas variables, la literatura sugiere que son relevantes para predecir el comportamiento político. En cuanto a la presencia de grupos armados, para el caso colombiano, Gallego (2018) encontró que la presencia de la guerrilla está asociada con una disminución significativa en la participación en las elecciones por parte de los ciudadanos. Lo anterior, debido a que, ante la imposibilidad de consolidar control territorial a través de las negociaciones con élites locales, las guerrillas acudían a la estrategia de sabotaje de las elecciones. Por el otro lado, en cuanto al rol del conocimiento político, Fraile (2008) destaca que un mayor conocimiento político se asocia con una decisión de voto enmarcada en la evaluación de desempeño de los *incumbents*. En este caso, el criterio

del desempeño para “castigar” o “premiar” a los candidatos podría actuar como un incentivo para participar en las elecciones. Finalmente, la identificación con un partido político también podría ser considerada como un incentivo para la participación debido a que los agentes buscan votar por aquel candidato que consideren está más cerca de sus posiciones ideológicas (Fraile, 2008).

Con esto en cuenta, se realizaron dos modelos XGBoost (uno con las variables anteriormente mencionadas y otro con todas las variables) con el fin de buscar otro tipo de métodos. Es posible que la abstención al voto no tenga una relación lineal con las variables, por lo que puede ser útil introducir métodos de *boosting*. Además, XGBoost utiliza diferentes hiperparámetros que se pueden calibrar para obtener el mejor resultado bajo *gradient boosting*. Específicamente, estos modelos de XGBoost fue estimado con los siguientes hiperparámetros encontrados a través de un método de validación cruzada: i). 150 a 500 rondas de 1 en 1; ii). learning rate (eta) igual a 0.4; iii). max\_depth = 3; iv). Regularización de 0.01; v). un mínimo peso de la hoja de los árboles de 10 y vi). subsample = 0.75. En cuanto a la selección de los anteriores hiperparámetros, resulta pertinente mencionar que estos fueron determinados usando la validación cruzada como un método de selección óptima.

### Resultados preliminares

Modelo	Accuracy	Specificity	Neg Pred Value	AUC
Logit1	0.74713818	0.63879004	0.25771716	0.73074109
Logit2	0.74713818	0.63879004	0.25771716	0.73074109
LassoR	0.66261243	0.43922587	0.66798277	0.73055731
RidgeR	0.66383892	0.44050154	0.66834171	0.729546
XGB1	0.63041701	0.40661566	0.64860014	0.68944929
XGB2	0.71586263	0.50083612	0.64501077	0.68944929

Tabla 1 Resultados preliminares

Así, es evidente que los modelos tienen una divergencia en las estadísticas, lo que puede dificultar la selección del modelo más adecuado. Por ejemplo, los Logit tienen un buen nivel de *Accuracy* y *AUC*, sin embargo, tienen un bajo *Negative Predictive Value* (Capacidad de clasificar a los no votantes como no votantes). Por otro lado, Lasso y Ridge tienen un mejor *Neg Pred Value*, pero el *Specificity* baja considerablemente. En el primer Modelo de XGBoost (solo con variables seleccionadas), muestra un menor desempeño en todas las estadísticas frente a Lasso y Ridge. Pero el segundo modelo de XGBoost aumenta el *Accuracy* y el *Specificity*. Para definir el mejor modelo se realiza un promedio de las estadísticas para ver cuál es más alto.

Modelo	Promedio
Logit1	0.59359662
Logit2	0.59359662
LassoR	0.62509459
RidgeR	0.62555704
XGB1	0.59377053
XGB2	0.6377897

Tabla 2 Promedio de estadísticas por Modelo

El mejor promedio lo tiene el Modelo XGBoost con incluyendo todas las variables, mostrando una mejor tasa de *accuracy*, de falsos negativos (*specificity*) y de *false predictive value*. Por tal motivo se utilizará este modelo para predecir la abstención de voto para la encuesta de 2017.

A continuación, se presentan los resultados:

		Predicción Voto Elecciones 2015	
		Si	No
¿Votó en 2015?	Si	15432	5097
	No	2645	4667

Estadística	Valor
Accuracy	0.7220
Specificity:	0.478
Neg Pred Value :	0.6383

Ahora bien, en cuanto a los resultados de este modelo, resulta pertinente destacar que tiene un Neg Pred Value de alrededor del 64%. En ese sentido, logra predecir correctamente 4667 observaciones que corresponden a los ciudadanos que efectivamente no votaron. Al respecto, resulta pertinente mencionar que, dado el carácter de este trabajo, un siguiente paso para responder el interrogante sobre los determinantes del abstencionismo, podría basarse en usar métodos como Lasso para identificar el mejor modelo sobre su capacidad predictiva. De esa forma, se podría avanzar en identificar las relaciones entre factores como la presencia de grupos armados ilegales, el conocimiento político, el nivel de educación y el comportamiento electoral de los colombianos, enfocado en la inferencia causal.

### Conclusiones y recomendaciones

En general, las teorías sobre el comportamiento electoral suelen asumir que los ciudadanos sí votaron. Así, es posible identificar desarrollos teóricos complejos sobre las motivaciones y el tipo de información que usan los ciudadanos (ideológico o basado en el desempeño) para decidir por quién votar y la manera en qué atributos como el conocimiento político inciden en este proceso (Fraile, 2008). Sin embargo, como menciona Evans (2003), estas aproximaciones no necesariamente responden la pregunta sobre qué motivo a los ciudadanos a votar.

A lo largo de este trabajo, se buscó identificar los factores relacionados con el comportamiento electoral de los colombianos dentro de los cuales se encontraban: información sociodemográfica a nivel individual, actitudes sobre el sistema político, identificación con partidos políticos y presencia de grupos armados, pueden influir sobre la decisión de votar. Por eso, teniendo en cuenta esta información, se buscó evaluar cuál podría ser el modelo con mejor capacidad predictiva. Sin embargo, los resultados dan cuenta de la necesidad de complementar este esfuerzo predictivo con métodos de inferencia causal robustos más enfocados en la selección de modelos que permitan entender la manera cómo estos factores tanto de nivel micro como macro influyen en el comportamiento electoral de los colombianos. De esta manera, se podría identificar las relaciones entre estos factores con el voto para generar políticas públicas específicas que reduzcan el abstencionismo. Por ejemplo, Evans (2003) menciona que los factores individuales, como el nivel educativo predicen el abstencionismo debido a que a mayor nivel de educación, aumenta la percepción de que votar hace parte de los deberes cívicos. En este caso, es posible identificar que las percepciones sobre el sistema electoral, la democracia, la presencia de grupos armados y características individuales como la edad inciden en la clasificación de los votantes, lo que aparece como un primer paso para establecer los determinantes del abstencionismo en el país.

## Disponibilidad de Código y datos

Para acceder a los datos, scripts, gráficos y resultados de los modelos de predicción utilizados en el presente análisis se puede dirigir al siguiente repositorio de Github: <https://github.com/marianieto198/Final-Project-Votaciones-en-Colombia.git>

## Referencias

Castro, J. A. P. (2016). *Análisis de sentimiento y clasificación de texto mediante adaboost concurrente*. Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.

Eva Armengol and Zaida Vicente. (2019). *Analysis of Abstention in the Elections to the Catalan Parliament by Means of Decision Trees*. In Modeling Decisions for Artificial Intelligence: 16th International Conference, MDAI 2019, Milan, Italy, September 4–6, 2019, Proceedings. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 248–258. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26773-5\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26773-5_22)

Evans, J. A. (2003). Non-voting and abstention. In *Voters & voting: An introduction* (pp. 146-172). SAGE Publications Ltd, <https://dx.doi.org/10.4135/9781446216798.n7>

Fraile, M. (2008). Political Knowledge and the Logic of Voting: A Comparative Study. In Sánchez-Cuenca, I., & Maravall, J. M. *Controlling Governments: Voters, Institutions, and Accountability*. Cambridge University Press.

Galam, S. (2018). Unavowed Abstention Can Overturn Poll Predictions . *Frontiers in Physics*. DOI=10.3389/fphy.2018.00024

Gallego, J. (2018). Civil Conflict and Voting Behavior: Evidence from Colombia. *Conflict Management and Peace Science*, 35(6), 601–621. <https://doi.org.ezproxy.uniandes.edu.co/http://journals.sagepub.com/loi/cmpb>

García, L. M. (2014). *Análisis de sentimientos y predicción de eventos en twitter*. Universidad de Chile.

Hanley, E. 2021. “ Sexism as a political force: The impact of gender-based attitudes on the presidential elections of 2012 and 2016.” *Social Science Quarterly* 102: 1408– 1427. <https://doi.org/10.1111/ssqu.13049>

Lijphart, A. (1997). Unequal Participation: Democracy’s Unresolved Dilemma. *The American Political Science Review*, 91(1), 1–14. <https://doi.org/10.2307/2952255>

Liu, R., Yao, X., Guo, C., Wei, X., (2021) *Can We Forecast Presidential Election Using Twitter Data? An Integrative Modelling Approach*, *Annals of GIS*, 27:1, 43-56, DOI: [10.1080/19475683.2020.1829704](https://doi.org/10.1080/19475683.2020.1829704)

Manita, A. (2018). Modelling Abstention Rate using Spatial Regression.

Registraduría Nacional del Estado Civil (Martes 21 de junio 2022). “*En la segunda vuelta presidencial se registró la abstención más baja de los últimos 24 años*” Recuperado de: <https://www.registraduria.gov.co/En-la-segunda-vuelta-presidencial-del-2022-se-registro-la-abstencion-mas-baja.html>

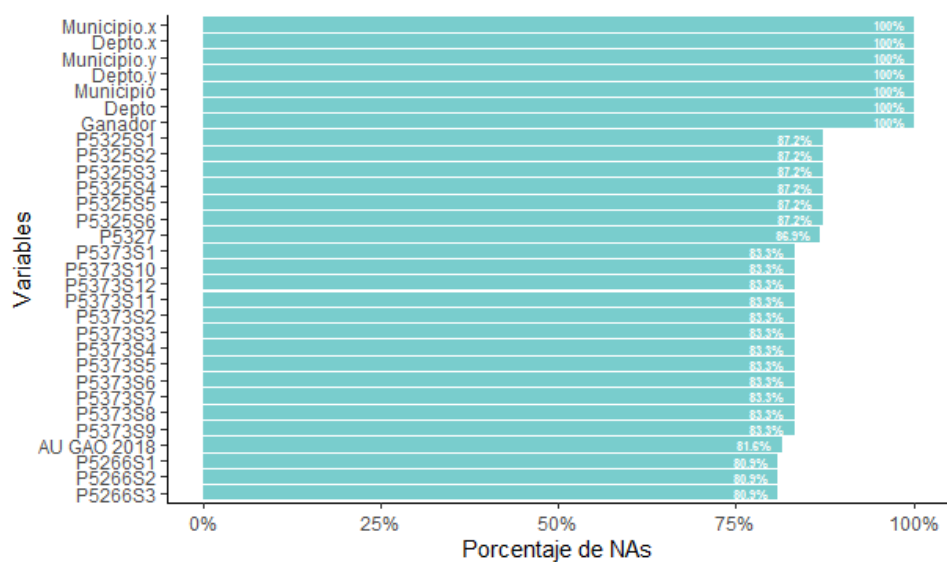
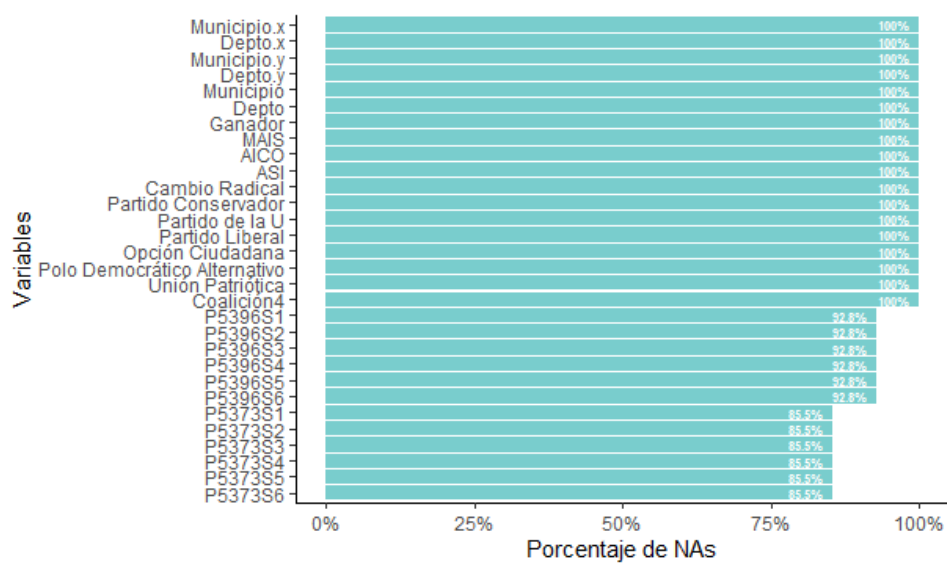
Sinha P., Verma, A., S. Purav, Singh, J., and Panwar, U. (2020): *Prediction for the 2020 United States Presidential Election using Machine Learning Algorithm: Lasso Regression*.

Vendeville, A., Guedj, B. & Zhou, S. Forecasting elections results via the voter model with stubborn nodes. *Appl Netw Sci* 6, 1 (2021). <https://doi.org/10.1007/s41109-020-00342-7>

Zhang M, Alvarez RM, Levin I. Election forensics: Using machine learning and synthetic data for possible election anomaly detection. *PLoS One*. (2019) Oct 31;14(10):e0223950. doi: 10.1371/journal.pone.0223950. PMID: 31671106; PMCID: PMC6822750.

## Anexos

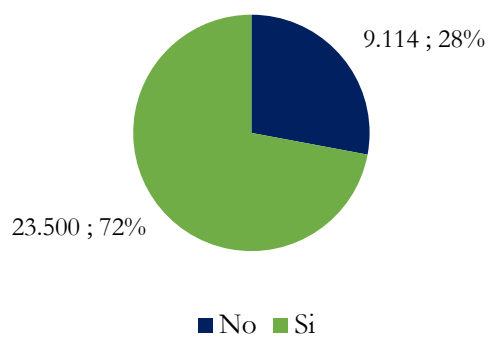
## Anexo 1. Missing values-Información compilada 2015 y 2017



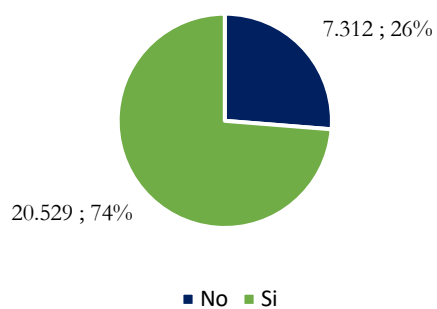


**Anexo 2. Proporción de encuestados que votó y no votó- Información compilada 2015 y 2017**

¿Votó usted en las elecciones nacionales de 2014?

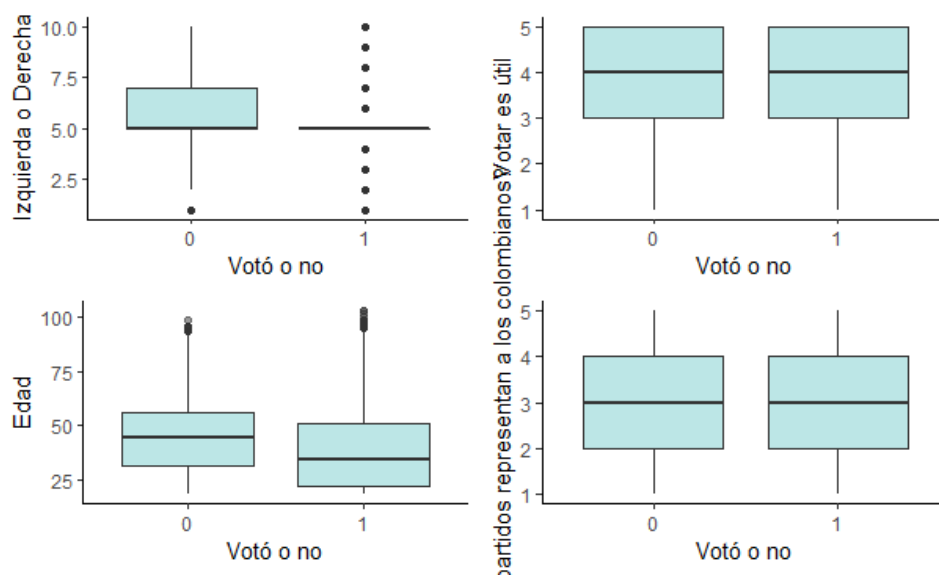


¿Votó usted en las elecciones locales de 2015?

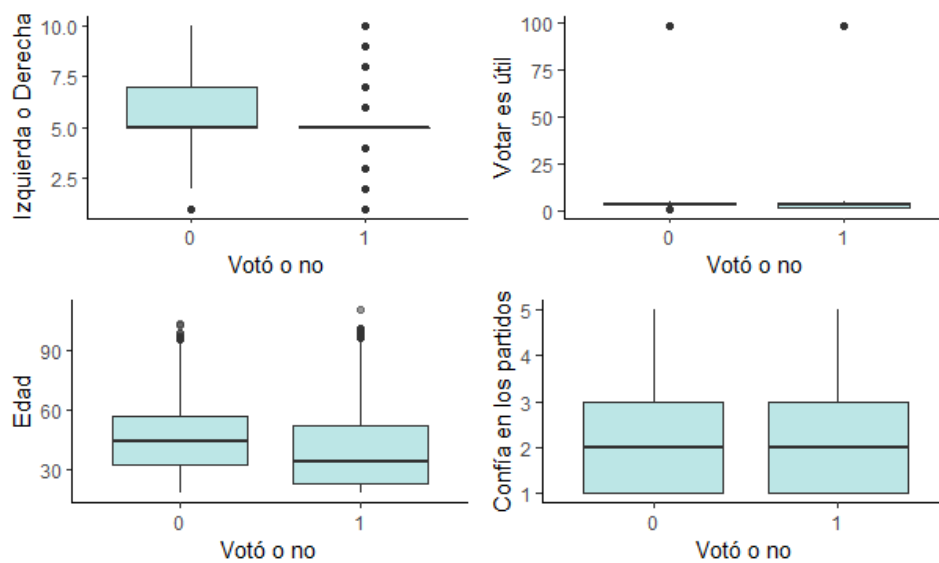


### Anexo 3. Análisis de las distribuciones de variables de interés 2015-2017

#### Año 2015

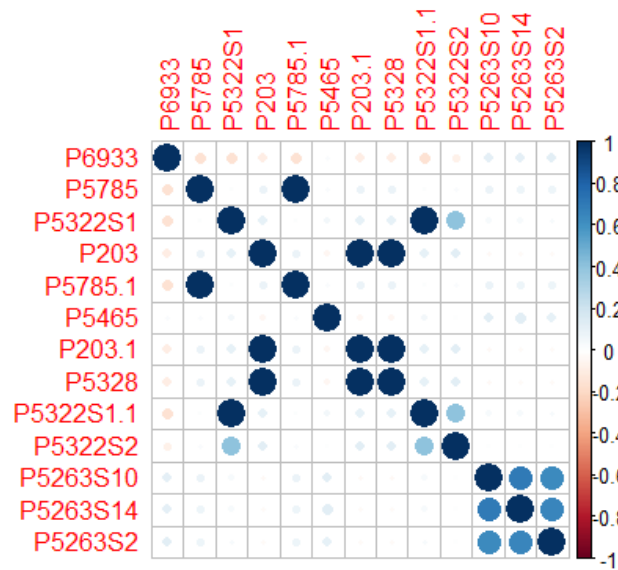


#### Año 2017

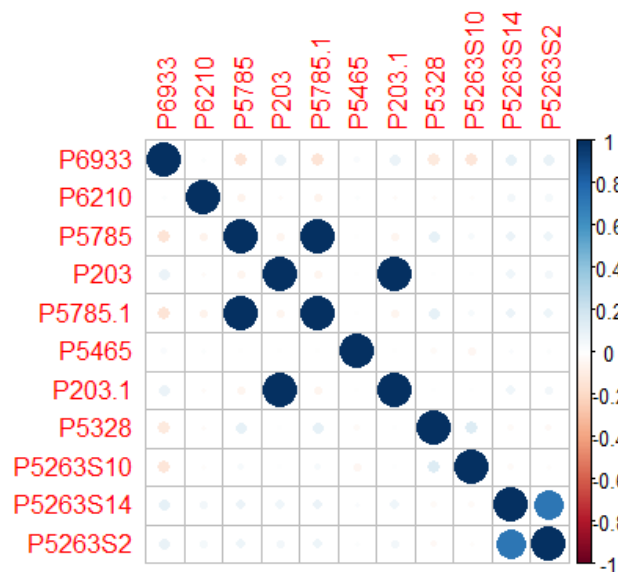


#### Anexo 4. Correlaciones de las variables de interés 2015-2017

Año 2015



Año 2017



#### Anexo 5. Tabla de variables descriptivas

Variable	N	Mean	Std. Dev	Min	Pctl(25)	Median	Pctl(75)	Max
Presencia FARC	32,614	0.15	0.16	0.00	0.04	0.07	0.21	0.43
Presencia ELN	32,614	0.07	0.07	0.00	0.04	0.05	0.05	0.21
Edad	32,614	43.13	17.32	18	28	41	55	103
Voto útil para generar cambios	32,614	6.27	15.23	1	3	4	5	99
Ideología	32,614	25.60	38.04	1	5	6	10	99
Ocupacion principal	32,614	6.45	15.22	1	3	4	5	99

Info actualidad país	32,614	15.73	34.21	1	1	2	2	99
----------------------	--------	-------	-------	---	---	---	---	----

## Anexo 6. Diccionario de variables utilizadas

Diccionario de variables	
Variable	Descripción
P6933	¿Votó usted las últimas elecciones?
P5785	Cuántos años cumplidos tiene
P5465	De acuerdo con su cultura, pueblo o rasgos físicos, usted se reconoce como: 1 ¿Indígena? 2 ¿Gitano (a), rom? 3 ¿Raizal del archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina? 4 ¿Palenquero(a) de San Basilio o descendiente? 5 ¿Negro(a), mulato(a), afrocolombiano(a) o afrodescendiente? 6 ¿Mestizo(a)? 7 ¿Blanco(a)? 8 ¿Otro? 99 No sabe/no informa
P203	Tiene un ingreso mensual
P5328	Las personas cuando piensan en política utilizan los términos izquierda y derecha. En una escala de 1 a 10 donde 1 significa izquierda y 10 significa derecha ¿dónde se ubicaría usted? 1- Izquierda 2- Izquierda 3- Izquierda 4- Centro izquierda 5- Centro 6- Centro 7- Centro derecha 8- Derecha 9- Derecha 10-Derecha 99- No sabe / No informa
P5322S1	En una escala de 1 a 5, en la que 1 significa que está totalmente en desacuerdo y 5 significa que está totalmente de acuerdo, qué tan de acuerdo o en desacuerdo está usted con las siguientes afirmaciones: a. Votar en las elecciones es útil para generar cambios positivos en el futuro del país 1.Totalmente en desacuerdo 2. En desacuerdo 3. Ni totalmente en desacuerdo ni totalmente de acuerdo. 4. De acuerdo 5. Totalmente de acuerdo 99.No sabe/No informa
P5322S2	En una escala de 1 a 5, en la que 1 significa que está totalmente en desacuerdo y 5 significa que está totalmente de acuerdo, qué tan de acuerdo o en desacuerdo está usted con las siguientes afirmaciones: b. Los partidos y/o movimientos políticos que existen representan las diferentes tendencias políticas de los colombianos 1.Totalmente en desacuerdo 2. En desacuerdo 3. Ni totalmente en desacuerdo ni totalmente de acuerdo. 4. De acuerdo 5. Totalmente de acuerdo 99.No sabe/No informa
P5322S3	En una escala de 1 a 5, en la que 1 significa que está totalmente en desacuerdo y 5 significa que está totalmente de acuerdo, qué tan de acuerdo o en desacuerdo está usted con las

	siguientes afirmaciones: c. Votar es la única forma de influir en el gobierno Totalmente en desacuerdo 2. En desacuerdo 3. Ni totalmente en desacuerdo ni totalmente de acuerdo. 4. De acuerdo 5. Totalmente de acuerdo 99.No sabe/No informa
P5322S4	En una escala de 1 a 5, en la que 1 significa que está totalmente en desacuerdo y 5 significa que está totalmente de acuerdo, qué tan de acuerdo o en desacuerdo está usted con las siguientes afirmaciones: d. A los políticos les interesan los votos, no las necesidades de la gente 1. Totalmente en desacuerdo 2. En desacuerdo 3. Ni totalmente en desacuerdo ni totalmente de acuerdo. 4. De acuerdo 5. Totalmente de acuerdo 99.No sabe/No informa
P5263S10	En una escala de 1 a 5, donde 1 significa que no confía y 5 que confía mucho. Qué tanto confía usted en las siguientes instituciones y/o actores: j. Partidos y/o movimientos políticos 1 No confía 2 Casi no confía 3 Ni confina ni no confía 4 Confía 5 Confía mucho 99 No sabe/No informa
P5263S14	En una escala de 1 a 5, donde 1 significa que no confía y 5 que confía mucho. Qué tanto confía usted en las siguientes instituciones y/o actores: n. Registraduría Nacional del Estado Civil 1 No confía 2 Casi no confía 3 Ni confina ni no confía 4 Confía 5 Confía mucho 99 No sabe/No informa
P5263S2	En una escala de 1 a 5, donde 1 significa que no confía y 5 que confía mucho. Qué tanto confía usted en las siguientes instituciones y/o actores: b.Alcaldía Municipal/Distrital 1 No confía 2 Casi no confía 3 Ni confina ni no confía 4 Confía 5 Confía mucho 99 No sabe/No informa
P4031S1A1	¿Con cuáles de los siguientes servicios cuenta la vivienda? a. Energía eléctrica Estrato para tarifa
P220	Sexo
P6050	¿Cuál es el parentesco de ... con el (la) jefe(a) del hogar? 1 Jefe(a) del hogar 2 Pareja, esposo(a), cónyuge, compañero(a) 3 Hijo(a) o hijastro(a) 4 Nieto(a) 5 Otro pariente 6 Empleado(a) del servicio doméstico y sus parientes 7 Pensionista, compañero(a) del pensionista 8 Trabajador 9 Otro no pariente
P6160	¿Sabe leer y escribir?
P6210	¿Cuál es el nivel educativo más alto alcanzado por <...> 1 Ninguno 2 Preescolar 3 Básica primaria (1° a 5°) 4 Básica secundaria (6° a 9°) 5

	Media (10° a 13°) 6 Superior (técnica, tecnológica, universitaria-pregrado) 7 Posgrado(especialización, maestría, doctorado) 8 No sabe, no informa
P606	¿En qué actividad ocupó ... la mayor parte del tiempo la semana pasada? 1 Trabajando 2 Buscando trabajo 3 Estudiando 4 Oficios del hogar 5 Incapacitado
P5368S2	Usted asiste a reuniones de las siguientes organizaciones voluntarias: b. Juntas de Acción Comunal y demás organismos de acción comunal 1. Una vez a la semana 2. Una o dos veces al mes 3. Una o dos veces al año 4. Nunca
P5368S6	Usted asiste a reuniones de las siguientes organizaciones voluntarias: f. Partidos y/o movimientos políticos 1. Una vez a la semana 2. Una o dos veces al mes 3. Una o dos veces al año 4. Nunca
P5334S2	Para resolver algún tipo de problema que lo afecta a usted y/o a su comunidad, en el último año: a. ¿Ha recurrido a medios de comunicación como televisión, radio, internet y prensa escrita? (nacional, local, internacional) 1. Si 2. No
P5334S3	Para resolver algún tipo de problema que lo afecta a usted y/o a su comunidad, en el último año: b. ¿Ha pedido ayuda a algún tipo de líder cívico o líder político? 1. Si 2. No
P5334S4	Para resolver algún tipo de problema que lo afecta a usted y/o a su comunidad, en el último año: c. ¿Ha participado en protestas, manifestaciones o marchas públicas? 1. Si 2. No
P5334S7	Para resolver algún tipo de problema que lo afecta a usted y/o a su comunidad, en el último año: e. ¿Ha enviado mensajes por redes sociales? (facebook, twitter, Instagram, ect.) 1. Si 2. No
P5374	En una escala de 1 a 5 donde, 1 significa Muy difícil y 5 Muy Fácil, ¿Cree usted que organizarse con otros ciudadanos para trabajar por una causa común es: 1. Muy difícil 2. Difícil 3. Ni fácil / Ni difícil 4. Fácil 5. Muy fácil 99. No sabe/No informa 27
P5389S10	Existen escenarios conocidos como

	espacios de participación, donde los ciudadanos podemos participar monitoreando la efectividad y transparencia de las políticas públicas, planes, programas y proyectos nacionales, departamentales, municipales, distritales y/o locales. De la siguiente lista de espacios de participación ciudadana, cuáles conoce o de cuáles ha escuchado hablar: k. Otro 1. Sí 2. No
P5339S1	¿Considera usted que el proceso de conteo de votos es transparente: a. En su municipio? 1. Sí 2. No 99.NS/Ni
P5321S7	En una escala de 1 a 5, donde 1 significa nada importante y 5 muy importante, indique el grado de importancia que tiene cada una de las siguientes elecciones para usted: g. Alcaldía Municipal/Distrital 1 Nada importante 2 Poco importante 3 Ni muy importante ni poco importante 4 Importante 5 Muy importante 99 No sabe / No informa
P5321S8	En una escala de 1 a 5, donde 1 significa nada importante y 5 muy importante, indique el grado de importancia que tiene cada una de las siguientes elecciones para usted: h. Cámara de representantes 1 Nada importante 2 Poco importante 3 Ni muy importante ni poco importante 4 Importante 5 Muy importante 99 No sabe / No informa
P5323	¿Hay algún partido o movimiento político con el que se identifique más que con el resto? 1 - Sí 2- No
P6936S1	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se ha visto enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: a. Desplazamiento Forzado 1. Sí 2. No
P6936S3	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se ha visto enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: c. Reclutamiento 1. Sí 2. No
P6936S4	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se ha visto enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: d. Despojo y abandono de tierras 1. Sí 2. No
P6936S5	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se ha visto

	enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: e. Accidentes por minas antipersonal 1. Sí 2. No
P6936S6	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se h visto enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: f. Estigmatización 1. Sí 2. No
P6936S7	Considera Usted que en el transcurso del último año su comunidad se h visto enfrentada al surgimiento de riesgos, contra los derechos a la vida, libertad, integridad y seguridad personal, tales como: g. Otro 1. Sí 2. No
P517	¿Usted se informa sobre la actualidad política del país? 1. Sí 2. No
P6939S6	Qué tan probable es que una persona corrija o le llame la atención a otra si la observa en alguna de las siguientes situaciones, ubique su respuesta en una escala de 1 a 5, donde 1 significa poco probable y 5 muy probable. f. Robando a otra persona en la calle o en el medio de transporte 1 Poco probable 2 Nada probable 3 Ni muy probable ni poco probable 4 Probable 5 Muy probable 99 No sabe/No informa
ELN	Nivel de riesgo de atentado por parte del ELN en época electoral
FARC	Nivel de riesgo de atentado por parte de las FARC en época electoral
AUC	P Nivel de riesgo de atentado por parte de las AUC en época electoral