

Universidad de Buenos Aires

FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES

PREDICCIÓN DE GOLPES DE ESTADO EN EL SIGLO XXI

*Especialización en Exploración de Datos y Descubrimiento del
conocimiento*

José Saint Germain

Junio 2024



Índice

1. Introducción	2
1.1. Motivación	2
1.2. Estructura del documento	2
2. Marco Teórico y estado del arte	2
2.1. La Teoría de la Modernización y sus variantes	3
2.2. Teoría de la Dependencia y el Subdesarrollo	3
2.3. Estado burocrático autoritario	4
2.4. Enfoques empíricos	5
2.5. Conclusión	5
3. Metodología	6
3.1. Algoritmos de predicción	6
3.2. Métrica de evaluación	6
3.3. Optimización de hiperparámetros	7
3.4. Block-time-series cross-validation	7
3.5. Valores Shapley	7
3.6. Ingeniería de atributos	7
3.7. Análisis Exploratorio de Datos	8
4. Resultados y discusión	11
4.1. Performance de los modelos	11
4.2. Análisis de variables	13
4.3. Análisis de casos particulares	20
5. Discusiones	22
5.1. Comparación con el artículo del FMI	22
5.2. Análisis teórico de los resultados	24
5.3. Limitaciones	24
6. Conclusiones	25
7. Anexo	26
7.1. Código	26
7.2. Gráficos y cuadros adicionales	27

1. Introducción

El objetivo de este trabajo es reproducir el artículo realizado por Cebotari et al (Cebotari et al., 2024) para el Fondo Monetario Internacional (FMI) en el año 2024. En el mismo, se entrenaron algoritmos de aprendizaje automático para predecir la presencia de golpes de estado en los años 2020 a 2022 en todos los países del mundo. Este trabajo busca reproducir la metodología utilizada pero utilizando un conjunto de datos distinto para su entrenamiento, específicamente la base de datos de Varieties of Democracy (V-Dem) (Coppedge, Gerring, Knutsen, Lindberg et al., 2024). Una vez realizado el entrenamiento, se busca comparar la performance de los algoritmos entrenados con los utilizados por el artículo de Cebotari et al (Cebotari et al., 2024), evaluando si se logró alcanzar el mismo nivel de predicción. Adicionalmente, este trabajo busca tener una noción acabada de las variables más importantes que los algoritmos utilizan para la predicción de la variable objetivo, de manera de tener una noción del poder predictivo de variables exclusivamente políticas e institucionales para la predicción de golpes de Estado.

1.1. Motivación

La motivación de este trabajo es dialogar con el artículo recientemente realizado por el Fondo Monetario Internacional (FMI) (Cebotari et al., 2024). En el mismo, se aborda el mismo objeto de estudio utilizando diversas metodologías, siendo una de ellas la utilización de algoritmos de aprendizaje automático. En este trabajo se replicó la metodología utilizada en esa sección; comparando los mismos modelos, sus respectivos hiperparámetros y la métrica a maximizar durante su entrenamiento.

La principal diferencia entre el paper del organismo y este trabajo radica en el origen de los datos. Por un lado, el artículo del FMI utiliza 14 fuentes provenientes de diferentes organismos, de manera de cubrir 5 grupos de variables sobre diferentes ámbitos (Desarrollo y demografía, Inclusión y gobernanza, macroestabilidad, políticas públicas, estabilidad sociopolítica). En cambio, este trabajo utilizará solamente la base de datos v-dem por dos motivos: en primer lugar, para abarcar solamente variables que estén directamente ligadas a la situación política e institucional de los países, excluyendo en la medida de lo posible atributos ajenos a este ámbito. En segundo lugar, para realizar una comparación con las nutridas y variadas fuentes del artículo citado. De esa manera, podemos tener una noción del poder predictivo de atributos puramente político-institucionales frente a un abanico más diverso de variables.

1.2. Estructura del documento

El trabajo se estructura de la siguiente manera: en el marco teórico se desarrolla el el estado del arte sobre los golpes de estado, así como se abordan las teorías más importantes que se han desarrollado en la ciencia política para explicar este fenómeno. Luego se desarrollará la metodología, replicada desde el artículo de Cebotari et al para reproducir el experimento. También se realiza una descripción del conjunto de datos de Varieties of Democracy y la ingeniería de atributos que se le realiza a la misma. Subsecuentemente, se presentan los resultados obtenidos, haciendo foco en los casos positivos y en las variables que los algoritmos consideran relevantes para su predicción, utilizando tanto la importancia de atributos como los valores Shapley. En la "discusiones" se comparan los resultados con los del artículo del FMI, analizando las variables más importantes para la predicción de golpes de estado, así como también se vinculan los resultados de los algoritmos entrenados con postulados del marco teórico. En la misma sección, se exponen las limitaciones del trabajo, tanto por parte de los datos entrenados como por la metodología adoptada. Por último, se presentan las conclusiones del trabajo, exponiendo los hallazgos principales así como las posibles trabajos futuros para ampliar el trabajo sobre este tópico de estudio.

2. Marco Teórico y estado del arte

El estudio de los golpes de estado, enmarcado en un tópico más amplio denominado como los procesos de democratización ha sido una preocupación central para la ciencia política moderna durante el siglo xx. Diversas teorías se han desarrollado de manera de aprehender los causales de la democratización de un país, así como de su proceso inverso, ya sea una erosión democrática gradual o un golpe de estado abrupto; así como los elementos sociales, culturales e institucionales que pueden evitar o disminuir la probabilidad de que se produzcan estos fenómenos.

2.1. La Teoría de la Modernización y sus variantes

Uno de los primeros marcos para comprender la inestabilidad política que llevaba a un golpe institucional fue la teoría de la modernización, popularizada a mediados del siglo xx. Entre los exponentes de esta teoría se encuentra Seymour Martin Lipset, con su artículo "*Some social requisites of democracy: economic development and political legitimacy*" (1959). Desde un enfoque sociológico, Lipset argumenta que el grado de desarrollo económico de una sociedad es una condición necesaria para el nacimiento y consolidación de un régimen democrático, principalmente porque una sociedad dividida entre una masa empobrecida y una élite rica es más propensa a generar una oligarquía (dictadura del estrato superior de la sociedad) o una tiranía (dictadura basada en el estrato inferior).

Para medir el desarrollo económico, Lipset analiza y desagrega cuatro variables: el nivel de riqueza, medido por pbi per cápita y por la cantidad de personas con vehículos de motor, radios, teléfonos y diarios cada mil personas; el grado de industrialización, medido por el porcentaje de trabajadores hombres en la agricultura y el nivel de energía utilizado per cápita (en toneladas de carbón); el nivel de urbanización, medido en índices realizados previamente; así como el nivel educativo de la población, del cual toma principalmente la tasa de alfabetización. El autor subraya este último factor, exponiendo que, si no es una condición suficiente para la democracia, es al menos una condición necesaria.

A su vez, Lipset describe cambios subyacentes en los diversos estratos sociales producto del desarrollo económico. En primer lugar, se desarrolla una suerte de "lucha de clases" por parte de la clase baja, ya que mayores tasas de alfabetización y bienestar económico genera una visión más largoplacista y compleja de la política, desarrollando una ideología secular reformista y gradualista en la clase obrera. En segundo lugar, una clase media fortalecida y ensanchada por el crecimiento económico juega un papel mitigador del conflicto, penalizando extremismos y apoyando movimientos más moderados y democráticos. Por último, en una sociedad en donde las diferencias económicas entre clases sociales se moderan, se atenúan las percepciones negativas de las clases altas hacia las bajas, volviéndolas más tolerantes a compartir el poder y a otorgar derechos al resto de la sociedad. Por último, en una sociedad con mayor riqueza económica se expande la presencia de organizaciones intermedias e instituciones como fuentes de contrapeso al poder.

Si bien el desarrollo económico, caracterizado en los párrafos anteriores, se torna una condición mínima para la consolidación democrática, Lipset subraya dos condiciones suficientes para lograr su estabilidad en el tiempo: la efectividad del sistema político -entendida como la performance del sistema político para resolver problemas- y la legitimidad -es decir, la capacidad de lograr la creencia de que la existencia de instituciones políticas es deseable para el conjunto de la sociedad. Una crisis de legitimidad, por lo tanto, es contemplada como un factor de inestabilidad para un sistema democrático. Este tipo de crisis, según el autor, pueden surgir de determinados cambios en la estructura social: cuando todos los grupos mayoritarios no se aseguran el acceso al sistema político de manera temprana en un período de transición, o cuando el estatus de las instituciones conservadoras es amenazado.

Una variante de la teoría de la modernización fue planteada por Samuel Huntington en *Political Order in Changing societies* (1968), quien mueve el foco de lo social hacia lo político. Para el autor, el crecimiento económico acelerado puede generar tensiones y conflictos que desafían la estabilidad política. En el contexto de Guerra Fría en que Huntington escribe esto, sostiene que esta inestabilidad puede ser aprovechada por la política revolucionaria impulsada por los comunistas. Por eso, considera necesaria una intervención (generalmente a través de las Fuerzas Armadas) para controlar esa inestabilidad y lograr construir instituciones políticas que manejen las tensiones asociadas al proceso de modernización. En este sentido es crítico a la teoría de Lipset, puesto que no piensa que la estabilidad política es una consecuencia natural e inevitable del desarrollo económico y de las reformas sociales. Esto se logrará si están combinadas con oportunidades de movilidad social y económica ascendente e instituciones políticas flexibles por las cuales se canalice el aumento de la participación.

2.2. Teoría de la Dependencia y el Subdesarrollo

Como contraposición a la teoría de la modernización, para analizar las tendencias de desarrollo y autocratización de naciones del tercer mundo, se desarrolló la denominada teoría de la dependencia. En sus distintos enfoques, la teoría de la dependencia explica que el atraso relativo de América Latina y el desarrollo de las economías centrales (fundamentalmente Estados Unidos y Europa Occidental)

no son independientes sino complementarios. Estos procesos están vinculados por su inserción en la economía mundial, el cual desfavorece a los exportadores de materias primas e importadores de productos manufacturados, favoreciendo la extracción de sus recursos e inhibiendo el desarrollo de sus economías.

La variante más extendida de esta teoría fue formulada por Fernando Henrique Cardoso y Enzo Faletto en *Dependencia y Desarrollo en América Latina* (1979). Allí, matizan las aseveraciones de la teoría, indicando que la inserción de las economías latinoamericanas en la economía internacional no determina su trayectoria, sino que incide a través de la estructura social y económica asociada a un tipo de actividad de exportación (en América Latina: agrícola, ganadera y/o minera). Esta relación de dependencia está conformada por una red de intereses y de coacciones que ligan unos grupos sociales a otros. Allí, el puente de las sociedades latinoamericanas con el capital extranjero es el sector exportador de materias primas. En diversas medida y forma, este sector logra insertarse en el mercado mundial a la vez que logra mantener el control sobre la sociedad local, ya sea imponiéndose o bien negociando con sectores mercantiles internos.

En los casos donde los sectores internos lograron cierto espacio de desarrollo, se generaron nuevos grupos sociales (artesanos, pequeños comerciantes, profesionales, sectores vinculados a los servicios, entre otros). En función de ese mercado, se constituyen los primeros núcleos industriales, y se forman, en consecuencia, tanto una burguesía urbana como sectores obrero-populares; así, en un primer momento, los grupos sociales urbano-industriales se constituyen siguiendo la expansión del sector exportador y sin que sus intereses económicos se opongan a los de éstos, sino que, por el contrario, pasan a ser un sector complementario de aquél. En cambio, en los países con predominio de economía de enclave, en donde los sectores exportadores tuvieron primacía total sobre los sectores internos, no se generaron sectores medios. Allí, la relación de subordinación política de los grupos dominantes y, a partir de ellos de las empresas extranjeras, se da de manera más directa sobre los obreros y campesinos. En este tipo de países, se logró una preocupación sobre políticas centradas en el mercado interno solo en los países donde ya existía una clase media previa a la inserción en el mercado mundial (como en Chile) o cuando los sectores medios lograron insertarse de manera revolucionaria (mediante golpes de estado) dentro del aparato del Estado y lo utilizaron para crear una economía nacional (México y Venezuela).

En ambas situaciones, en los momentos en que los intereses de los sectores exportadores fueron puestos en tela de juicio fue cuando la inestabilidad política se hizo presente, derivando en algunos casos en golpes de estado por parte de las fuerzas armadas. En las naciones con economías de enclave sucedió, por ejemplo, con la crisis económica de 1930, el cual sucedió a la falta de respuestas del modelo al aumento del desempleo y a la falta de respuestas por parte del Estado. En cambio, en los países con sectores medios más fuertes, la inestabilidad política emergió varios años después. Allí gobiernos de corte populista lograron utilizar el estado para fortalecer la industria nacional y los sectores medios, y los golpes de estado se expresaron como una búsqueda del sector agroexportador de volver a imponer su modelo vinculado estrechamente con el mercado global.

En definitiva, Cardoso y Faletto aportan una teoría más compleja al incluir factores históricos, coyunturales y productivos en la trayectoria de cada uno de los países de América Latina; evidenciando que sus momentos de inestabilidad están fuertemente ligados a los procesos previos de incorporación al mercado mundial. Una de las principales críticas es su excesivo foco en América Latina, puesto que hay casos de países que lograron un desarrollo exitoso rompiendo el ciclo de dependencia, siendo el mayor contra ejemplo los llamados "tigres asiáticos" (Taiwan, Singapur, Corea del Sur y Hong Kong).

2.3. Estado burocrático autoritario

Desde un ángulo diferente, Guillermo O'donnell también propició algunas críticas a la teoría de la modernización observando los procesos en países de América del Sur. En *Modernización y autoritarismo* (1972), O'donnell sostiene que la modernización económica no necesariamente lleva a la democratización política. En su lugar, puede llevar a la consolidación de regímenes autoritarios burocráticos, en los cuales el poder político está concentrado en las fuerzas armadas y en la burocracia estatal. En estos regímenes, la participación política está restringida y la oposición es reprimida, pero a diferencia de los regímenes totalitarios, la sociedad civil y la economía pueden ser relativamente autónomas.

Estos estados burocráticos autoritarios, cuyos ejemplos más claros encontré en los regímenes militares de Brasil desde 1964 y Argentina entre 1966 y 1973, surgen a partir de los límites macroeconómicos encontrados por la industrialización por sustitución de importaciones, impulsado por una coalición social formada por una burguesía industrial focalizada en el sector de bienes de consumo y los sectores medios urbanos. La industrialización impulsada por la crisis del 30 apuntó fundamentalmente a satisfacer la demanda de bienes de consumo faltantes por la depresión y la posterior guerra mundial. Este desarrollo no trajo consigo una ampliación en la producción de bienes intermedios y de capital, lo cual produjo que esta etapa de la industrialización venga aparejada de una fuerte necesidad de divisas para importación de bienes de capital, lo cual lleva en el mediano plazo a una crisis en la balanza de pagos, una estructura productiva distorsionada y altas expectativas de consumo.

Este proceso llevó a la conclusión de que para poder continuar con un desarrollo industrial era necesario postergar de las demandas de participación en el consumo así como en el poder político del sector popular urbano. Esta conclusión generó un péndulo en la configuración de las coaliciones sociales: el sector empresario industrial y los sectores agroexportadores se unieron para bloquear la participación de sectores populares mediante la instauración de un régimen autoritario que sea administrado por una tecnocracia capacitada.

El trabajo de O'donnell significó un contrapunto importante a las teorías precedentes y contemporáneas a su tiempo, logrando evidenciar como un acelerado proceso de modernización económica puede derivar a golpes de estado que generen autoritarismos; aunque, a diferencia de la teoría de la dependencia, no se da directamente por la influencia del mercado mundial en las elites locales sino por la búsqueda de ellas mismas de generar un desarrollo económico por vía autoritaria. A pesar de la enorme precisión para describir los procesos autoritarios de Brasil y Argentina en la década de 1960, la teoría de O'donnell encontró serios problemas para explicar procesos autoritarios futuros, tanto en última dictadura en Argentina como en la de Chile desde 1973, en donde la coalición y el enfoque económico de los golpes de estado estaban más relacionado con una ideología neoliberal de libre mercado más que con un desarrollismo por vía autoritaria.

2.4. Enfoques empíricos

Casi medio siglo después de las primeras publicaciones de Lipset, Przeworski et al en su libro *Democracy and Development: Political Institutions and Well-Being in the World, 1950-1990* (2000) emprenden una exhaustiva recolección de datos sobre el devenir histórico de los distintos países entre 1950 y 1990, con los cuales llegan a una serie de conclusiones sobre la relación entre desarrollo económico y democracia. En primer lugar, consideran que si bien el desarrollo económico per se no conduce a una democratización, sí es verdad que las democracias en países en vías de desarrollo son mucho más frágiles e inestables que en los países desarrollados. En segundo lugar, las democracias no producen una disminución de la inversión en el país; en especial si es un país pobre, ya que para los autores no hay mucho que el Estado pueda hacer para modificar esa tendencia. Por lo tanto, (en contrapunto con Huntington y, en parte, con O'donnell) no hay evidencia que indique que haya que sacrificar la democracia para alcanzar el desarrollo: los países que lo lograron podrían haberlo hecho tanto en una democracia como en una dictadura.

Por último, los autores utilizan la información recolectada para predecir la situación de las democracias y autoritarismos para el año 2030. Por un lado, afirman que tanto el pbi per cápita va a aumentar (2,5 veces mayor al de 1990) como que las dictaduras van a ser casi inexistentes. De todas formas, algunas pocas dictaduras prevalecerán en algunos países pobres, especialmente en África; así como también predicen para este continente que será el único lugar donde seguirán aconteciendo conflictos bélicos.

2.5. Conclusión

A lo largo de la historia de la ciencia política del siglo xx y xxi se observa una preeminencia de la temática asociada a la democratización y al desarrollo. Cada autor desde su perspectiva teórica, así como desde el análisis de experiencias históricas con las que contaban en su momento ha intentado rescatar los factores que habilitan y fortalecen un sendero democrático, así como aquellos que impiden su consolidación. Haciendo un recorrido por todos los autores tratados en esta sección podemos rescatar que la eficiencia del Estado para resolver problemas políticos así como su legitimidad son factores relevantes para la estabilidad de un régimen democrático. Adicionalmente, comprender el

contexto socioeconómico y la trayectoria histórica de un país se vuelve fundamental para comprender los límites que encuentran los países periféricos para alcanzar el desarrollo económico y político. Finalmente, los aportes de Przeworski et al son críticos sobre asentados axiomas que determinan la postergación democrática en pos de un desarrollo económico rápido.

Es importante destacar que si bien los golpes de estado rondan permanentemente en el desarrollo de estas teorías, no figuran estudios relevantes que se hayan concentrado exclusivamente en su estudio, así como en sus motivadores. Es por eso que el artículo realizado por Cebotari et al (2024) nos ha llamado la atención, ya que es un punto de partida importante para el desarrollo del estudio de golpes de estado que esté prudentemente separado de las teorías antes descritas; no solo para poder concentrar los esfuerzos en el estudio del hecho en sí sino también para abarcar no solo los golpes de estado hacia regímenes democráticos, sino también hacia regímenes autoritarios en todas sus variantes. En la siguiente sección se desarrollará la metodología con la que se guiará el trabajo, utilizando en buena medida las técnicas expuestas por el artículo de Cebotari et al.

3. Metodología

Puesto que buscamos reproducir el mismo trabajo realizado por el FMI (Cebotari et al., 2024) con diferentes datos, vamos a utilizar las mismas técnicas de optimización de hiperparámetros, así como los mismos algoritmos de entrenamiento y de interpretación de resultados. A continuación desarrollaremos cada uno de estos puntos metodológicos.

3.1. Algoritmos de predicción

Los algoritmos que se utilizarán serán Random Forest (Breiman, 2001) y XGBoost (Chen y Guestrin, 2016). Ambos algoritmos son modelos de ensamble basados en múltiples árboles de decisión. Un árbol de decisión individual es un modelo predictivo que divide los datos en subconjuntos cada vez más pequeños basándose en una serie de decisiones binarias sobre las características de los datos. En cada nodo del árbol, se selecciona una característica y un umbral para dividir los datos en dos grupos: aquellos que cumplen la condición y aquellos que no. Este proceso se repite de manera recursiva hasta que se alcanza una condición de parada, ya sea un mínimo de muestras en un nodo o una profundidad máxima del árbol.

El algoritmo Random Forest (bosque aleatorio) busca combinar múltiples árboles de decisión con características disímiles, combinando sus predicciones mediante un promedio (en regresión) o mediante votación (en clasificación). La variedad de árboles se logra mediante una selección aleatoria de un subconjunto de los datos con remplazo, así como seleccionando una proporción aleatoria de atributos del dataset. De esa manera, se reduce la varianza del modelo, se evita el sobreajuste y se mejora la capacidad predictiva.

Por otro lado, XGBoost (Extreme Gradient Boosting) es un algoritmo de boosting que mejora las predicciones combinando múltiples árboles de decisión débiles (de menor capacidad predictiva) de manera secuencial. A diferencia de Random Forest, donde los árboles se entrenan de forma independiente, en el boosting los árboles se entrenan uno tras otro, cada uno tratando de corregir los errores cometidos por los árboles anteriores. Particularmente, XGBoost utiliza la técnica de gradient boosting, donde cada árbol nuevo se ajusta a los residuos (errores) del modelo anterior utilizando el gradiente del error. Adicionalmente, XGBoost incluye algunas mejoras como la regularización y el manejo eficiente de datos faltantes.

3.2. Métrica de evaluación

Para la evaluación de performance se utilizará el área bajo la curva ROC (AUC). La curva ROC es construida trazando la tasa de verdaderos positivos (la sensibilidad) frente a la tasa de falsos positivos (especificidad) en diferentes umbrales de decisión. El área total de esta curva es la que se utilizará para evaluar la performance del modelo. Esta métrica toma valores entre 0.5 y 1. Un valor de AUC de 0.5 indica que el modelo no tiene mayor capacidad predictiva que el puro azar, mientras que un valor cercano a 1 indica que el modelo es un excelente predictor. Las ventajas de esta métrica son que es insensible al desbalance de clases y que proporciona una evaluación única del rendimiento del modelo en distintos umbrales de decisión.

3.3. Optimización de hiperparámetros

Con respecto al ajuste de hiperparámetros se utilizará la optimización bayesiana. Este algoritmo goza de varias ventajas con respecto a sus contrapartes grid search y random search. Mientras que estos últimos recorren los hiperparámetros sin prestar atención al puntaje que obtiene la métrica a optimizar, la optimización bayesiana sí lo hace (en este caso, el área bajo la curva ROC) e intenta mejorar ese puntaje en cada iteración. Así, recorre el espacio de hiperparámetros de manera más eficiente, probando combinaciones de hiperparámetros que permitan minimizar o maximizar la métrica, dependiendo de lo que se necesite. Además, por cómo está desarrollado este algoritmo, en los hiperparámetros con decimales, puede explorar cualquier tipo de valores entre un rango provisto por el usuario, obteniendo valores precisos de los hiperparámetros. Esta optimización bayesiana consistirá en 100 iteraciones en donde se buscará el valor óptimo de los siguientes hiperparámetros:

- Random Forest: profundidad máxima de los árboles (max_depth) y la submuestra del ratio de columnas a considerar cuando se construye cada árbol (max_features).
- XGBoost: la tasa de aprendizaje (learning_rate) y el término de regularización L2 en los pesos (reg_lambda).

Adicionalmente el parámetro que establece la cantidad de árboles creados (n_estimators) quedará fijado en 1000.

3.4. Block-time-series cross-validation

Para evitar el data leakage -es decir, incorporar en el conjunto de entrenamiento información que no vamos a tener en futuro, generando modelos que no generalizan bien- en cada iteración de la optimización bayesiana se utilizará la validación cruzada. Sin embargo, como se trabajará con una base de datos de panel, conviene utilizar una versión adaptada: el método *block-time-series cross-validation*, basado en Burman et al., 1994 y Racine, 2000. El método aplicado en este caso consiste en generar 5 pares de entrenamiento y validación: 1970 - 2009, 2010 - 2011; 1970 - 2011, 2012 - 2013; 1970 - 2013, 2014 - 2015; 1970 - 2015, 2016 - 2017; 1970 - 2017, 2018- 2019. Por lo tanto, cada set de entrenamiento consiste en observaciones desde 1970 hasta un año de corte (2009, 2011, 2013, 2015, 2017) y el set de validación contempla los dos años siguientes del mismo. Una vez realizada la optimización bayesiana, se toman los valores de hiperparámetros que lograron maximizar el AUC y se entrena el modelo con el set de entrenamiento para intentar predecir los golpes de estado entre 2020 y 2022.

3.5. Valores Shapley

Para interpretar las variables más importantes en la predicción de golpes de estado, se utilizarán los valores Shapley (Strumbelj y Kononenko, 2010; Lundberg y Lee, 2017). Basado en la teoría de juegos, los valores Shapley consideran todas las posibles coaliciones de características y calculan la contribución promedio de cada característica a través de todas las permutaciones posibles. En otras palabras, determinan cuánto contribuye cada característica al valor de predicción del modelo, considerando la interacción entre las características y evitando atribuciones injustas o redundantes. Los valores Shapley proporcionan una forma intuitiva y sólida de interpretar y entender cómo las características individuales afectan las decisiones del modelo, lo que los hace valiosos para explicar modelos de aprendizaje automático complejos.

3.6. Ingeniería de atributos

Para dotar de mayor información a los algoritmos a la hora de predecir la variable objetivo, se crearon nuevas variables a partir de las ya existentes. Fundamentalmente, se generaron variables llamadas "lag" que toman el valor que obtuvo cierto país una x cantidad de años atrás. En este caso específico se generaron lags para 1, 5 y 10 años anteriores. De esa manera, los algoritmos tienen algo más de información sobre la tendencia temporal de las variables. Adicionalmente, se agregaron variables binarias que informan sobre la región a la que pertenecen los países, especulando con que estas variables pueden llegar a tener importancia si una región específica cuenta con muchos golpes de estado en un momento determinado. Finalmente, se excluyeron todos los grupos de variables que provengan de fuentes externas, con el objetivo de tener la certeza de contar con la mayoría de las

mismas en caso de querer repetir este experimento en años futuros; así como también se excluyeron variables que no cuentan con información para ningún país en cierto punto de la serie (por ejemplo, las variables históricas, que trabajan con datos anteriores al siglo xx).

3.7. Análisis Exploratorio de Datos

Como primera aproximación a la base de datos de Varieties of Democracy o V-Dem (Coppedge, Gerring, Knutsen, Lindberg et al., 2024), pasaremos a explicar la manera en que se construye la misma. Las variables centrales se obtienen a partir de encuestas suministradas a expertos sobre los distintos países. Inicialmente, se busca que cada país cuente con al menos cinco expertos. Actualmente, la institución cuenta con 22 expertos promedio por país y 7,1 expertos por combinación de variable y país. Una vez obtenida las respuestas de los expertos, se pasa al proceso de agregación para así conformar una base de datos donde cada fila corresponda a un país en un año específico. De esta agregación obtienen diferentes versiones de la misma variable:

- Estimador del modelo (Variable sin sufijo): es la medida recomendada para su análisis. Corresponde a obtener la mediana del valor de la variable entre los expertos, reescalado a valores entre -5 a 5.
- Medidas de incertidumbre (*_codelow y *_codehigh): corresponden a un desvío estándar por encima y por debajo del estimador del modelo. Usadas conjuntamente, construyen un intervalo de confianza del 95 %.
- Escala original (*_osp): mediana de la variable para todos los expertos, pero sin reescalar. Esta versión también cuenta con sus medidas de incertidumbre correspondientes.
- Desvío estándar (*_sd): desvío estándar de la variable.
- Media simple (*_mean): media de la variable para todos los expertos.
- Cantidades de expertos (*_nr): cantidad de expertos que respondieron por país, año y variable.

Podemos mencionar que la base cuenta con 27734 filas y 4607 columnas. Como es una base de datos de panel, se tiene información de 202 países durante 235 años. Las variables cuentan con un tipo de codificación particular que permite identificar el origen de la variable. En primer lugar, el primer prefijo es indicativo de si fue producido por V-Dem o no:

- v2: variables de V-Dem.
- v3: variables pertenecientes a la base V-Dem histórica.
- v2x_: Índices principales e índices componentes.
- v2x[indicador de dos letras]: Índices específicos de ciertas áreas (ver más abajo).
- e_: variables no generadas por V-Dem y variables V-Dem en versión ordinal.

El segundo prefijo de la variable (solo en los que pertenecen al grupo v2) permite identificar el área temática a la que pertenece:

- ca: Espacio cívico y académico
- cl: Libertad civil
- cs: Sociedad civil
- dd: Democracia directa
- de: Demografía
- dl: Deliberación
- el: Elecciones
- ex: Ejecutivo
- exl: Legitimación
- ju: Poder judicial
- leg: Legislatura

- lg: Legislatura
- me: Medios de comunicación
- pe: Igualdad política
- ps: Partidos políticos
- sv: Soberanía
- st: Estado
- x: Índice (calculado a partir de variables que también se incluyen en la base de datos)
- zz: Cuestionario posterior a la encuesta
- ws: Encuesta de sociedad digital

A la base original obtenida desde la librería de V-Dem, se le realizaron los siguientes filtros: en primer lugar, se removieron todas las variables que no sean las principales, es decir, que no cuenten con sufijo. De esa manera, se busca reducir el tamaño de la base y así poder agregar nuevas columnas mediante ingeniería de atributos. En segundo lugar, se quitaron los años anteriores a 1970, para adecuarnos al periodo utilizado en el artículo del FMI. De esa manera, la base filtrada cuenta con 9170 filas y 1460 columnas. Por último, se remueven todas las variables de fuentes externas (cuyo agrupador comienza con 'e'), las variables pertenecientes a la base histórica (agrupador 'hist') y las de la encuesta de sistema de partidos políticos y de la encuesta de sociedad digital; en parte debido a que provienen de fuentes ajenas a V-Dem que pueden comprometer la completitud futura de los datos y en parte porque algunas de estas variables cuentan con alta tasa de nulos.

Realizando un análisis generalizado de los distintos grupos de variables de la base de datos, podemos aprehender ciertos patrones sobre la presencia de nulos: En primer lugar, observamos variables que, anteriormente a un año puntual, no cuentan con información. En este ejemplo caen las variables sobre gobernanza otorgadas por el banco mundial (e7), las preguntas pertenecientes a la encuesta de sociedad digital (wsmcio), variables referentes a la libertad en medios digitales (wsmdmf), las referentes a la polarización en medios online (wsmomp) y las referentes a clivajes sociales (wsmsc).

En segundo lugar, figuran casos contrarios, en donde a partir de determinado año la cantidad de datos faltantes salta a la totalidad de los casos. En este grupo figuran las variables asociadas a instituciones y eventos políticos (e13), cuya fuente es un artículo de Przeworski de 2013; las variables cuya fuente es la base de datos polity V (e14); las variables sobre educación (aumentan los nulos en algunas variables) (eb1); las variables sobre recursos naturales (eb5), cuya fuente tiene datos hasta 2006; las variables sobre infraestructura (eb6); y las relacionadas a conflictos (eb8). En general, esta discontinuidad sucede debido a que la información de estas variables proviene de fuentes externas no gestionadas por V-Dem, las cuales finalizaron su serie en un año puntual. Por último, figuran los grupos de variables asociados a la base de datos histórica de v-dem (las que comienzan con hist), lo cual es lógico puesto que esta base busca tomar datos previos a 1900. Como se indicó previamente, todos estos grupos de variables serán quitados de la base utilizada para el entrenamiento de los algoritmos.

Haciendo foco en la variable objetivo, es importante aclarar que en este trabajo no estamos contando la cantidad precisa de golpes de estado sucedidos en un período de tiempo, sino que simplemente relevamos si al menos un golpe de estado sucedió en un país y año determinado. Por lo tanto, si un país sufrió más de un golpe de estado en un año, el mismo será contabilizado una sola vez. Adicionalmente, en este trabajo también se consideran los golpes de estado que no fueron exitosos, es decir, que no lograron derrocar al gobierno en cuestión. De allí se desprende que países como Argentina, que en total ha tenido seis golpes de estado exitosos, aparezca con el doble de golpes en la figura 1. Esta variable fue obtenida (al igual que en el artículo del FMI) de la base de datos realizada por Powell y Thyne (2011). En el artículo que respalda esta base, definen a un intento de golpe de Estado como *intentos ilegales y manifiestos por parte de las fuerzas armadas u de otras elites dentro del aparato estatal de derrocar al gobierno en ejercicio* (Powell y Thyne, 2011, p. 252).

Para realizar un paneo general de la variable objetivo, es decir, la presencia de golpes de estado a lo largo de los años, generamos un conteo y lo visualizamos en un planisferio. Destacamos que la mayor presencia de golpes se encuentra en el continente africano, en América del Sur y parte del Caribe, Medio Oriente y el Sudeste Asiático, con algunos casos de apenas un golpe en España, Rusia, Ucrania y Corea del Sur; así como dos y tres golpes en Grecia y Portugal, respectivamente.

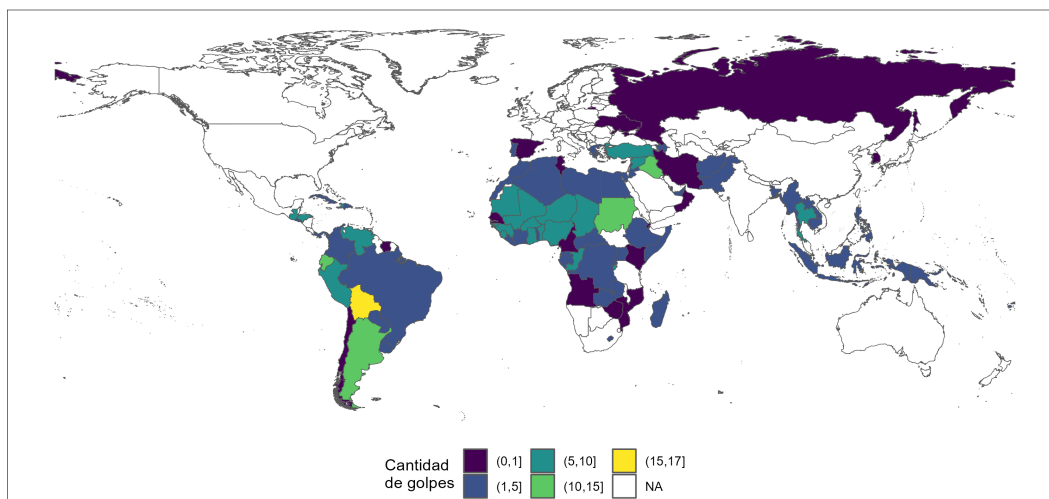


Figura 1: Golpes de estado período (1950-2023) Fuente: Powell y Thyne, 2011

Con mayor precisión, observamos que la región del Sahel se destaca con respecto a sus vecinos africanos. Los países en donde más golpes de estado se han producido son Bolivia (17), Sudán (14), Argentina (13), Ecuador (11), Iraq (11), Siria (11), Guatemala (10) y Tailandia (10).

Desagregando por década se observan algunos cambios, así como la persistencia en algunas regiones. La región del Sahel y varias naciones circundantes fueron persistentemente afectadas por golpes de estado desde los años 60. En América del Sur, en cambio, la presencia casi total de situaciones golpistas en la región se fue acotando a partir de los años 80 hasta finalmente desaparecer en el siglo xxi. Para observar con más detalle y discriminado por años y países se puede ver la figura 16.

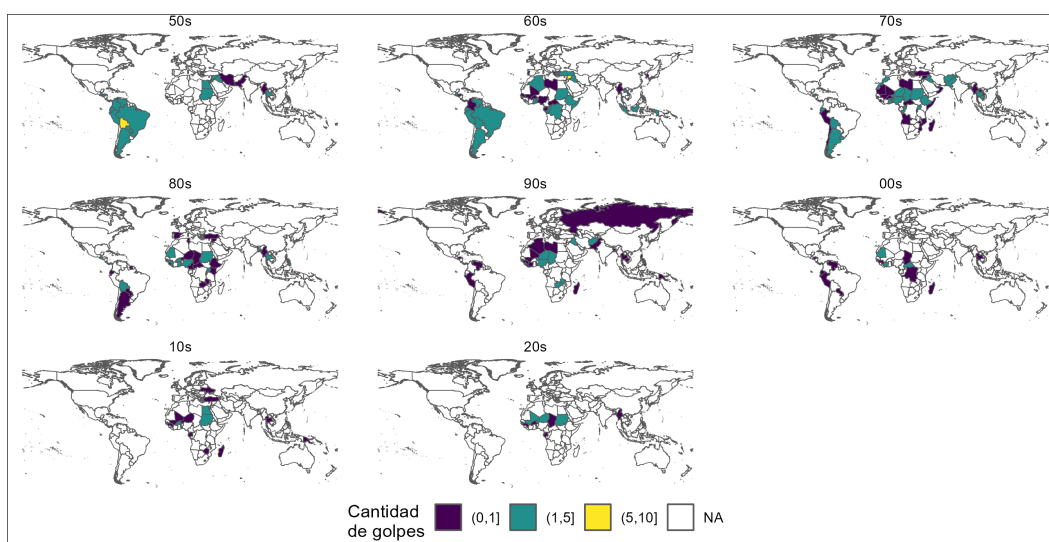


Figura 2: Conteo de golpes por década Fuente: Powell y Thyne, 2011

4. Resultados y discusión

4.1. Performance de los modelos

En primer lugar, se realizó la optimización bayesiana de ambos modelos según lo indicado en la metodología. En el caso de XGBoost se pudo realizar las 100 iteraciones sin mayores inconvenientes, tomando los valores óptimos de hiperparámetros para el entrenamiento final. Con respecto a Random Forest, en cambio, se alcanzaron 44 iteraciones, debido a que cada iteración consumía una gran cantidad de tiempo (en promedio una hora) y no se observaban mejoras significativas en el AUC. De las iteraciones generadas, se tomaron los hiperparámetros que daban mejor resultado y tardaban menos minutos en entrenar el modelo.

Una vez seleccionado los mejores hiperparámetros, se procede a entrenar los modelos en el conjunto de entrenamiento final, el cual abarca los registros desde 1970 hasta 2019; así como a evaluar el desempeño del mismo en los años 2020, 2021 y 2022 para emular el trabajo realizado por el FMI.

Es importante destacar que existen dos enfoques para evaluar el modelo en los años de testeo: por un lado se pueden evaluar todos los años en su conjunto utilizando como datos de entrenamiento los registros hasta el año anterior del primer año de validación. Una opción alternativa es ir entrenando el modelo hasta el año anterior al de validación para cada año individualmente, de manera de poder utilizar todos los años anteriores y no perder performance. Para este trabajo utilizamos el primer enfoque, es decir que entrenamos los modelos hasta 2019 y los evaluamos en todos los años de evaluación a la vez, de manera de aprehender de manera general la importancia de cada variable en la predicción de la variable objetivo.

En el cuadro 1 observamos el desempeño de los modelos en los años de testeo. Por un lado, figura el AUC individual de cada año por separado, y por el otro observamos el AUC acumulada, es decir evaluando en ese año junto con los anteriores.

Año	XGBoost		Random Forest	
	AUC	AUC acumulada	AUC	AUC acumulada
2020	1.000	1.000	1.000	1.000
2021	0.750	0.786	0.747	0.784
2022	0.667	0.750	0.667	0.749

Cuadro 1: Área bajo la curva ROC por año puntual y acumulado (XGBoost y Random Forest)

Lo primero que podemos observar es que ambos modelos logran una performance perfecta para el año 2020, lo cual resulta esperable ya que cuentan con información del año inmediatamente anterior y a que sólo deben predecir un golpe de estado (en Mali). Adicionalmente, la performance decae en los años siguientes, lo cual impacta en el valor del AUC acumulada. Comparando ambos modelos, observamos que XGBoost fue ligeramente superior en el año 2021 con respecto a Random Forest. Como no es una diferencia significativa, vamos a analizar ambos modelos para observar si utilizan diferentes variables para sus predicciones.

Puesto que los casos positivos son apenas diez, aprovecharemos para visualizar la performance de los modelos en cada uno de los casos. Adicionalmente, incorporamos el único falso positivo predicho por Random Forest (Afganistán en el año 2021). La lista figura en el cuadro (Cuadro 2).

país	año	¿Hubo golpe?	Random Forest	XGBoost
Malí	2020	Sí	Verdadero positivo	Verdadero positivo
Birmania/Myanmar	2021	Sí	Verdadero positivo	Verdadero positivo
Malí	2021	Sí	Falso negativo	Falso negativo
Sudán	2021	Sí	Verdadero positivo	Verdadero positivo
Afganistán	2021	No	Falso positivo	Verdadero negativo
Níger	2021	Sí	Falso negativo	Falso negativo
Guinea	2021	Sí	Verdadero positivo	Verdadero positivo
Chad	2021	Sí	Falso negativo	Falso negativo
Burkina Faso	2022	Sí	Verdadero positivo	Verdadero positivo
Guinea-Bisáu	2022	Sí	Falso negativo	Falso negativo
Santo Tomé y Príncipe	2022	Sí	Falso negativo	Falso negativo

Cuadro 2: Falsos negativos y verdaderos positivos (Random Forest)

Ambos modelos predicen correctamente el único golpe del año 2020 en Mali. A su vez, fallan en predecir los golpes de Mali, Níger y Chad de 2021; así como fallan en predecir casi todos los golpes del 2022, a excepción del de Burkina Faso. La única discrepancia entre los algoritmos surgió con respecto a Afganistán en el año 2021: fue el único caso de falso positivo predicho por Random Forest, mientras que XGBoost logró categorizarlo correctamente como negativo.

Profundizando en el análisis de la performance, vamos a observar la probabilidad asignada a cada caso por el algoritmo. Mirando la probabilidad de Random Forest (figura 14a), llama la atención como el caso de Afganistán en 2021 figura en los primeros puestos de la lista, superando incluso a cuatro casos positivos ¿Por qué sucedió esto? Resulta útil remitirnos nuevamente a la definición de golpes de Estado de Powell y Thyne: *intentos ilegales y manifiestos por parte de las fuerzas armadas u de otras elites dentro del aparato estatal de derrocar al gobierno en ejercicio* (Powell y Thyne, 2011, p. 252). En el caso de Afganistán, la toma del poder no fue perpetrada por sectores internos del Estado afgano, sino por un ejército externo (en este caso, el movimiento Talibán).

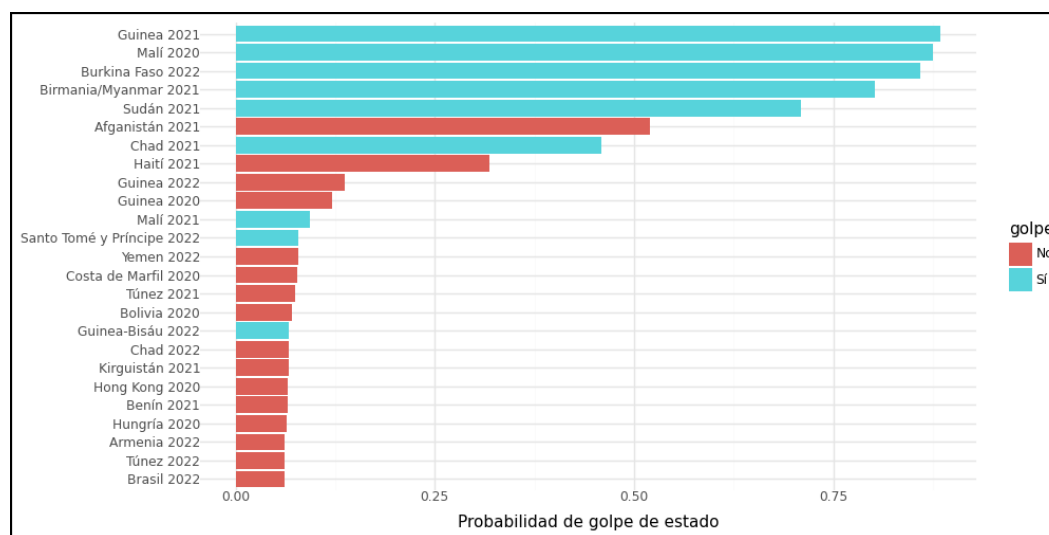


Figura 3: Predicción probabilística años 2020-2022 (Random Forest)

En cambio, Xgboost separa más consistentemente los casos positivos de los negativos en su asignación de probabilidades (figura 14b). Incluso posiciona en sexto lugar a Chad en 2021, si bien no lo predice como positivo. De todas formas, en ambos casos Sao Tome y Príncipe en 2022 así como Guinea-Bissau en 2022 figuran bastante abajo en el ranking lo cual hace esperable que fallen en lograr predecir sus respectivos golpes de Estado. Por último, existe un único caso positivo que ni siquiera alcanzó las primeras 25 posiciones: nos referimos a Níger en 2021. Random Forest le asignó una probabilidad del 4,46 por ciento, posicionándolo en el puesto 36. Aún más interesante, XGBoost

le asignó apenas una probabilidad de 0,033 por ciento (puesto 44). Profundizando en este caso, descubrimos que lo que sucedió tanto en Níger como en Guinea-Bisáu y Santo Tomé y Príncipe fueron intentos fallidos de golpe de Estado. Esto nos puede dar una pista de qué tan efectivos son estos modelos para predecir golpes de Estado que no llegan a concretarse.

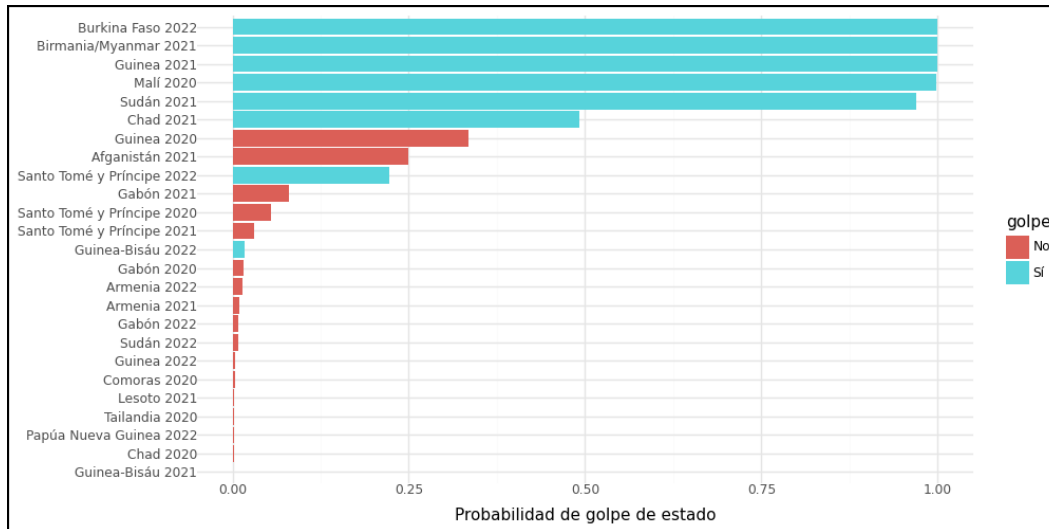


Figura 4: Predicción probabilística años 2020-2022 (XGBoost)

Con el objetivo de profundizar los motivos para predecir correcta o incorrectamente los casos expuestos, así como para enriquecer el análisis sobre los factores explicativos del fenómeno estudiado, realizaremos un análisis de las variables más relevantes para la predicción de golpes de acuerdo a los dos algoritmos. Utilizaremos la importancia de las variables, incluido dentro de los modelos entrenados, así como enfoques externos con los valores Shapley.

4.2. Análisis de variables

A continuación, pasaremos a evaluar la relevancia de las distintas variables del dataset para la predicción del modelo. De esa manera, podremos extraer elementos para determinar o reforzar los posibles causales de un golpe de estado en un territorio determinado. En primer lugar, utilizaremos la importancia de las variables según Random Forest, la cual se puede observar en la figura 5¹.

En el caso de Random Forest la importancia de las variables indica cuánto disminuye la impureza de los nodos (en este caso, medida con el índice de Gini, establecido por default en el modelo de Scikit-Learn) al utilizar una variable para dividir los datos de un árbol de decisión, de los cuales se obtiene un promedio para todo el ensamble de árboles.

Las barras indican el porcentaje de importancia de las 10 variables con mayor peso. En total, estas diez variables representan alrededor del 75 por ciento de la importancia. En general, todas las variables están relacionadas con la forma de gobierno, con la influencia de las fuerzas armadas en el mismo o con la misma variable objetivo en años anteriores. Entre el primer y el cuarto lugar figuran variables que reflejan muy evidentemente una relación con la presencia de golpes de estado, como tener la legislatura cerrada o abortada o que el ejecutivo no sea más electo.

¹Los nombres de las variables fueron traducidas y resumidas del libro de códigos de la base de datos para una vista amigable. Se puede verificar el nombre codificado y original de las variables en el cuadro 10

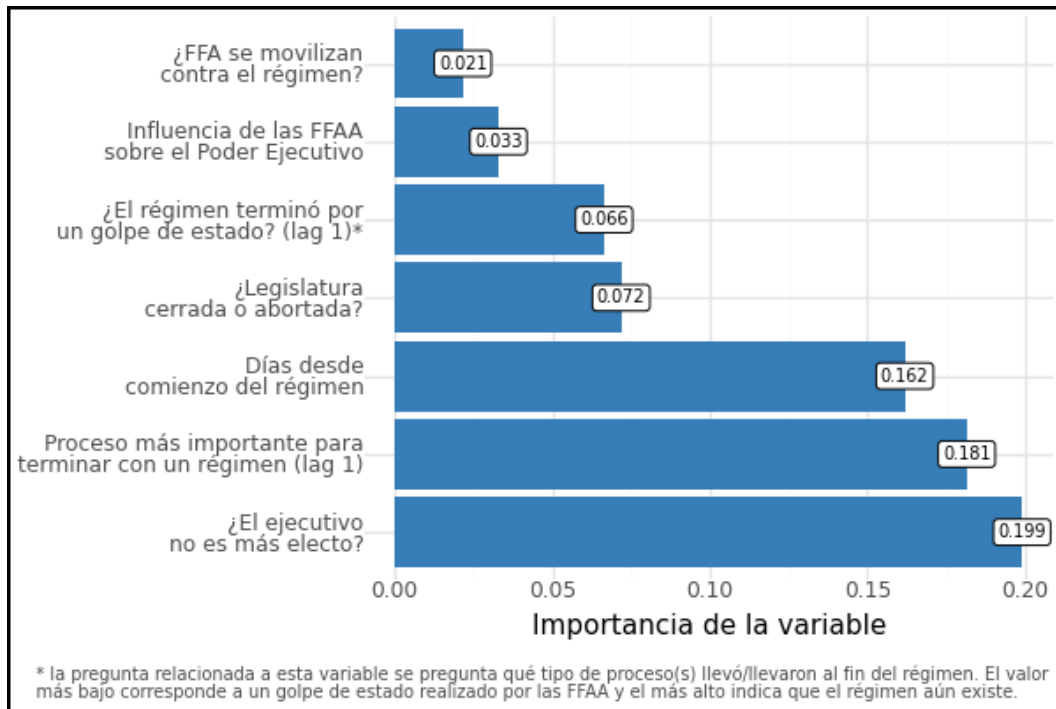


Figura 5: Importancia de las variables para predicción 2020-2022 (Random Forest)

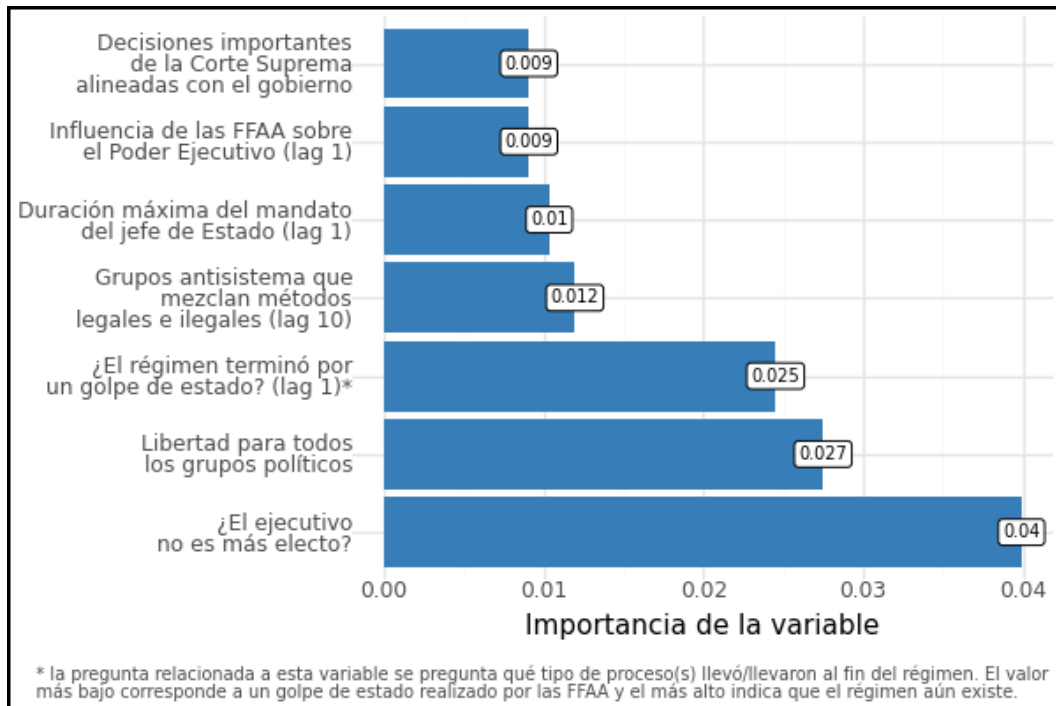


Figura 6: Importancia de las variables para predicción 2020-2022 (XGBoost)

Ahora observaremos una variable similar para XGBoost en la figura 6, aunque la importancia de la variable para este algoritmo significa cuántas veces aparece cada variable en cualquier nodo de decisión de los árboles del modelo, normalizado por la cantidad de veces que se realizaron divisiones en todos los árboles. Si bien se encuentran similitudes con Random Forest, XGBoost destaca otras

variables que llaman la atención, como la libertad de grupos sociales, las decisiones de la Corte Suprema que puedan ser adversas al gobierno, la duración del mandato del jefe de Estado y los métodos de lucha de los grupos antisistema presentes en el país.

Una desventaja de esta métrica es que no permite evaluar el uso de estos atributos comparado con el valor de los mismos. Es por eso que incorporamos un análisis utilizando valores Shapley Values. En el eje Y figuran las primeras 11 variables con mayor valor de Shapley y en el eje X figura el valor Shapley, visualizando la distribución de los casos en forma de violín y los valores atípicos como puntos. Finalmente, el color de los violines y de los puntos indica el valor de la variable en cuestión.

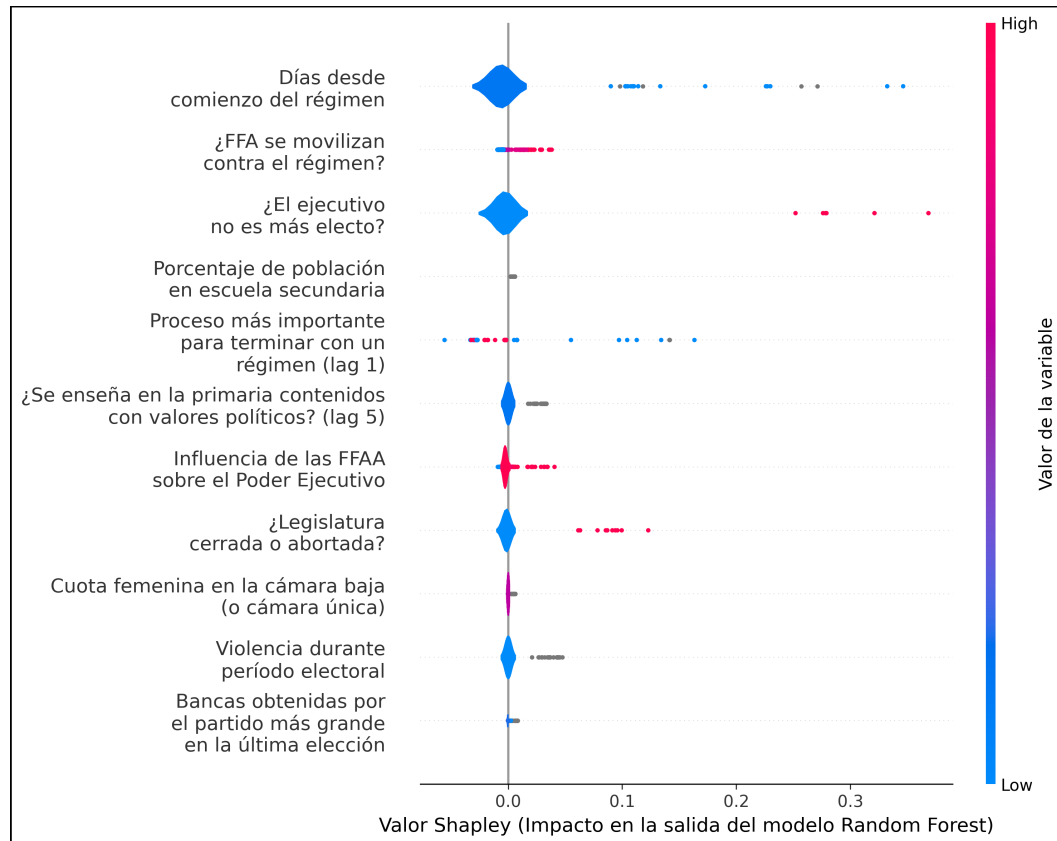


Figura 7: Shapley values para predicción 2020-2022 (Random Forest)

Si bien en la figura 7 algunas variables figuran también en el gráfico de la importancia de las variables, podemos destacar algunas diferencias. Primero, figura la enseñanza de valores políticos en la escuela, en cuyos valores nulos tienen alto valor Shapley. Lo mismo sucede con la violencia durante un período electoral.

Adicionalmente, si bien la cantidad de días del régimen también figura en el gráfico de la importancia de las variables, esta visualización permite observar también cómo influye el valor de la variable en sus valores Shapley. Allí se observa que los casos con menor valor en la variable (es decir, con menores días del régimen) tienen mayor valor Shapley e inclina la balanza hacia la predicción de un caso positivo. Se puede inferir de esto último que un régimen joven es más inestable y, por lo tanto, propensa a sufrir un nuevo cambio de régimen mediante un golpe.

Para profundizar el análisis vamos a observar los casos positivos y falsos negativos para saber qué valores obtuvieron en las variables más destacadas de la figura 7.

país	año	v2regdur	shap	golpe	Random Forest	exitoso
Sudán	2021	0	0.346	Sí	Verdadero positivo	Sí
Birmania/Myanmar	2021	0	0.332	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea	2021	0	0.230	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	0	0.227	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	0	0.226	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	0	0.173	No	Falso positivo	-
Chad	2021	0	0.090	Sí	Falso negativo	No
Santo Tomé y Príncipe	2022	11230	-0.006	Sí	Falso negativo	No
Níger	2021	3556	-0.007	Sí	Falso negativo	No
Guinea-Bisáu	2022	2749	-0.007	Sí	Falso negativo	No
Malí	2021	136	-0.008	Sí	Falso negativo	Sí

Cuadro 3: Días desde comienzo régimen vs valores SHAP (Random Forest)

En el cuadro 3 observamos el valor de los días desde comienzo del régimen (con el nombre original de la base de datos para ahorrar espacio), el valor Shapley asociado de la misma variable, la predicción que hizo Random Forest y, adicionalmente, si esos golpes de Estado fueron exitosos o no². Además, el cuadro está ordenado de manera descendente a partir de los valores Shapley. Lo primero que podemos notar es que, a excepción de Chad en 2021, el hecho de tener cero días de duración de un régimen influye en un valor Shapley muy alto, ubicándose entre los más altos de toda la serie si se observa la escala de la figura 7. Eso parece influir en el hecho de que Afganistán sea predicho falsamente como positivo; así como que la mayoría de los golpes de Estado fallidos estén al final de la lista con una incorrecta predicción como negativo.

Ahora observaremos la variable que registra si el ejecutivo no es más electo:

país	año	v2x_hosinter	shap	golpe	Random Forest	exitoso
Chad	2021	1	0.321	Sí	Falso negativo	No
Guinea	2021	1	0.279	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	1	0.278	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	1	0.276	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	1	0.252	No	Falso positivo	-
Birmania/Myanmar	2021	0	-0.002	Sí	Verdadero positivo	Sí
Sudán	2021	0	-0.002	Sí	Verdadero positivo	Sí
Santo Tomé y Príncipe	2022	0	-0.003	Sí	Falso negativo	No
Malí	2021	0	-0.003	Sí	Falso negativo	Sí
Níger	2021	0	-0.003	Sí	Falso negativo	No
Guinea-Bisáu	2022	0	-0.003	Sí	Falso negativo	No

Cuadro 4: ¿El ejecutivo no es más electo? vs valores SHAP (Random Forest)

En este caso (cuadro 4) la relación entre la predicción y el valor de la variable y el Shapley no es tan directa, puesto que Chad en 2021 cuenta con el valor Shapley más alto de la lista, pero es predicho como negativo. Para el resto, se repite el patrón de predecir como negativo a valores bajos del valor Shapley y como positivo a valores altos.

²Powell y Thyne (2011) cuentan con una base que distingue entre golpes exitosos y fallidos, pero llega hasta el año 2010. Por ese motivo, se recurrió a diversas fuentes para construir la variable para estos casos.

país	año	v2regendtype_lag_1	shap	golpe	Random Forest	exitoso
Birmania/Myanmar	2021	0	0.163	Sí	Verdadero positivo	Sí
Sudán	2021	0	0.134	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea	2021	0	0.113	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	0	0.104	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	0	0.097	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	1	0.055	No	Falso positivo	-
Santo Tomé y Príncipe	2022	13	-0.002	Sí	Falso negativo	No
Níger	2021	13	-0.002	Sí	Falso negativo	No
Malí	2021	13	-0.003	Sí	Falso negativo	Sí
Guinea-Bisáu	2022	13	-0.021	Sí	Falso negativo	No
Chad	2021	10	-0.056	Sí	Falso negativo	No

Cuadro 5: Proceso más importante para terminar con un régimen (lag 1) vs valores SHAP (Random Forest)

En el cuadro 5, en cambio, parece percibirse claramente la manera en la que el algoritmo separó casos positivos de negativos. Aquí, el caso discutido de Afganistán figura en la frontera entre los casos positivos y negativos. En cambio, todos los casos cuyo valor fue diez o más fueron asignados como negativos, incluso Chad en 2021 que figuraba como fuerte candidato a una predicción positiva en variables anteriores. Nuevamente, todos los casos fallidos de golpes fueron enviados al fondo de la lista. Retomando el caso de Afganistán, resulta relevante ahondar qué releva esta variable y cómo se codifican sus variables. Esta variable pregunta por el proceso más importante que el experto considera que lleva al fin de un régimen Coppedge, Gerring, Knutsen, Lindberg et al., 2024. Las respuestas que figuran en el cuadro se codifican de la siguiente manera: 0=Un golpe de estado militar, 1=Un golpe de estado llevado a cabo por otros grupos diferentes a los militares, 13: El régimen aún existe. Afganistán figura con el valor 1, por lo que podemos inferir que los expertos de esta base de datos calificaron el proceso político en este país como un golpe de Estado, discrepando así con el artículo de Powell y Thyne, quienes no detectan un golpe de estado ni en 2021 ni en el año anterior, el cual es evaluado en esta variable (puesto que es lag 1).

país	año	v2xlg_leginter	shap	golpe	Random Forest	exitoso
Birmania/Myanmar	2021	1	0.123	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea	2021	1	0.096	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	1	0.094	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	1	0.091	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea-Bisáu	2022	1	0.086	Sí	Falso negativo	No
Chad	2021	1	0.063	Sí	Falso negativo	No
Afganistán	2021	1	0.062	No	Falso positivo	-
Santo Tomé y Príncipe	2022	0	-0.001	Sí	Falso negativo	No
Níger	2021	0	-0.001	Sí	Falso negativo	No
Malí	2021	0	-0.002	Sí	Falso negativo	Sí
Sudán	2021	0	-0.002	Sí	Verdadero positivo	Sí

Cuadro 6: ¿Legislatura cerrada o abortada? vs valores SHAP (Random Forest)

Por último, en el cuadro 6 analizamos la variable que evalúa si la legislatura fue cerrada o abortada en el país. Esta variable parece no haber tenido tanto peso como las anteriores para la predicción, puesto que figura el caso de Sudán 2021 que tuvo el valor Shapley más bajo del cuadro pero de todas formas fue predicho correctamente como positivo. De todas formas, un valor Shapley mayor a 0,90 parece garantizar que el caso sea predicho como positivo.

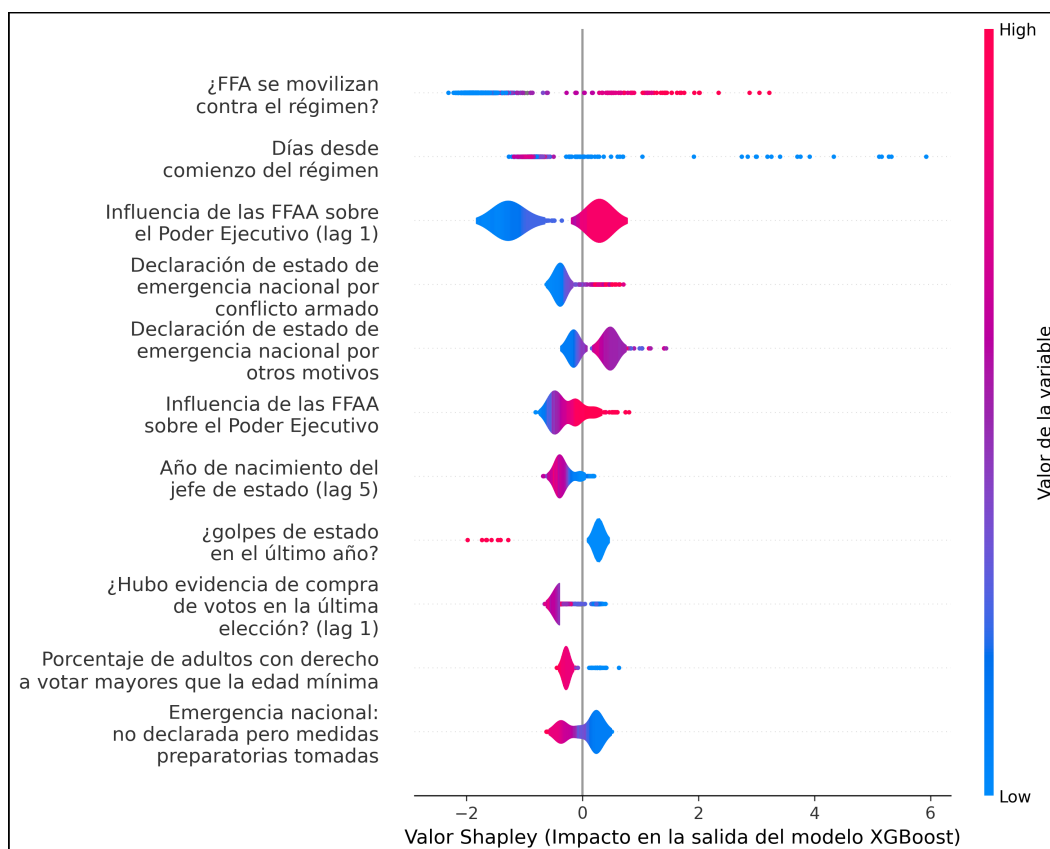


Figura 8: Shapley values para predicción 2020-2022 (XGBoost)

Los valores Shapley de XGBoost (figura 8) nos brinda nuevas perspectivas. Si bien comparte algunas variables con la visualización de Random Forest, figuran muchas más casos con valores Shapley negativos, los cuales influyen para que el caso sea predicho como negativo. Así sucede con la influencia de las FFAA sobre el Poder Ejecutivo en el lag 1 (es decir, el año anterior al del registro), el cual si tiene un valor alto influye para que sea catalogado como positivo, mientras que si cuenta con valores bajos influye para el caso contrario.

Otros datos a destacar surgen de las variables que no figuran en Random Forest. En primer lugar, figuran dos variables que evalúan la declaración de un Estado de emergencia en el país: ya sea si es por un conflicto armado o por otros motivos, tener un valor alto en estas variables inclina la balanza hacia tener un golpe de Estado. También el hecho de haber tenido un golpe de estado en el año anterior parece influir para que no suceda otro en el siguiente. Lo mismo sucede con la evidencia de compra de votos en el año anterior (lag 1) y en el porcentaje de adultos con derecho a votar mayores que la edad mínima. Nuevamente, observaremos los valores Shapley de las variables más relevantes de la figura 8 para así observar con mayor detenimiento la manera en que el algoritmo tomó sus decisiones.

Lo primero que se puede apreciar del cuadro 7 es que asigna valores Shapley muy similares a los que asignó Random Forest en el cuadro 3. También envía casi todos los golpes fallidos al fondo de la lista, fallando en su correcta predicción. Sin embargo, XGBoost si fue exitoso en predecir que no sucedió un golpe de Estado en Afganistán, si bien parece ubicarse en una posición similar al del cuadro 3.

país	año	v2regdur	shap	golpe	xgboost	exitoso
Birmania/Myanmar	2021	0	5.927	Sí	Verdadero positivo	Sí
Sudán	2021	0	5.328	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	0	5.283	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	0	5.159	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea	2021	0	5.115	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	0	4.333	No	Verdadero negativo	-
Chad	2021	0	2.747	Sí	Falso negativo	No
Malí	2021	136	1.034	Sí	Falso negativo	Sí
Santo Tomé y Príncipe	2022	11230	-0.671	Sí	Falso negativo	No
Níger	2021	3556	-0.845	Sí	Falso negativo	No
Guinea-Bisáu	2022	2749	-0.883	Sí	Falso negativo	No

Cuadro 7: Días desde comienzo régimen vs valores SHAP (XGBoost)

Como último análisis de los valores Shapley en XGBoost observaremos dos variables significativas en los cuadros 8 y 9. En estos cuadros la separación entre casos positivos y negativos no es tan lineal como en el caso anterior, sin embargo, se puede observar que los valores altos de los valores Shapley en la movilización de las FFAA contra el poder ejecutivo influyen para que el caso sea predicho como negativo. Interesantemente, aquí Afganistán figura como última en la lista, lo cual permite hipotetizar que esta variable ayuda a excluir a este país del grupo de positivos.

país	año	v2regoppgroupsact_5	shap	golpe	xgboost	exitoso
Santo Tomé y Príncipe	2022	0.500	3.222	Sí	Falso negativo	No
Níger	2021	0.429	2.020	Sí	Falso negativo	No
Malí	2020	0.686	2.011	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2021	0.400	1.682	Sí	Falso negativo	Sí
Guinea-Bisáu	2022	0.250	1.191	Sí	Falso negativo	No
Sudán	2021	0.333	0.863	Sí	Verdadero positivo	Sí
Chad	2021	0.325	0.711	Sí	Falso negativo	No
Birmania/Myanmar	2021	0.271	0.494	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	0.250	0.468	Sí	Verdadero positivo	Sí
Guinea	2021	0.081	-1.072	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	0.000	-1.187	No	Verdadero negativo	-

Cuadro 8: ¿Las FFAA se movilizan contra el régimen? vs valores SHAP (XGBoost)

En el caso opuesto (cuadro 9), un valor alto de los valores Shapley de la influencia de las FFAA sobre el poder ejecutivo parecen influir para que el caso sea predicho como positivo.

país	año	v2x_ex_military	shap	golpe	xgboost	exitoso
Guinea	2021	1.000	0.804	Sí	Verdadero positivo	Sí
Burkina Faso	2022	0.938	0.744	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2020	0.917	0.580	Sí	Verdadero positivo	Sí
Malí	2021	1.000	0.554	Sí	Falso negativo	Sí
Birmania/Myanmar	2021	0.500	0.538	Sí	Verdadero positivo	Sí
Afganistán	2021	0.584	0.524	No	Verdadero negativo	-
Chad	2021	0.875	0.515	Sí	Falso negativo	No
Sudán	2021	0.700	0.397	Sí	Verdadero positivo	Sí
Níger	2021	0.286	-0.021	Sí	Falso negativo	No
Guinea-Bisáu	2022	0.125	-0.466	Sí	Falso negativo	No
Santo Tomé y Príncipe	2022	0.083	-0.525	Sí	Falso negativo	No

Cuadro 9: Influencia de las FFAA sobre el poder ejecutivo vs valores SHAP (XGBoost)

En definitiva, si bien las dos últimas variables expuestas parecen ayudar a la decisión final, el algoritmo le da más peso a los días desde el comienzo del régimen como Random Forest, si bien logra establecer un corte claro para excluir a Afganistán en 2021 del grupo de positivos. A continuación abordaremos el análisis de dos casos particulares para evaluar las dificultades que pueden haber tenido los modelos para predecirlos.

4.3. Análisis de casos particulares

En primer lugar, analizaremos el caso de Níger en 2021, en el cual ambos algoritmos fracasaron en predecir la presencia de un golpe de Estado. Comenzaremos observando las primeras cuatro variables con mayores valores Shapley en la predicción de un golpe de Estado en Níger entre 2020 y 2022.

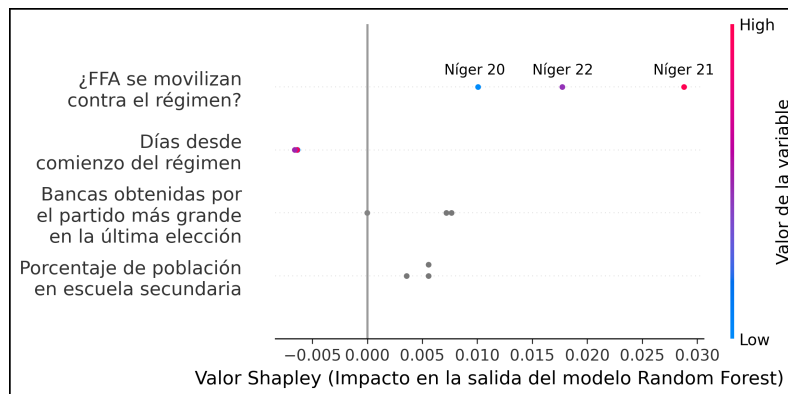


Figura 9: Shapley values para predicción Níger 2020-2022 (Random Forest)

Lo que se puede aprehender de la figura 9 es que en las cuatro variables, los tres casos (Níger en 2020, 2021 y 2023) tienen valores Shapley muy cercanos. Siguiendo esta lógica se vuelve difícil para el algoritmo predecir si un golpe de Estado sucederá o no.

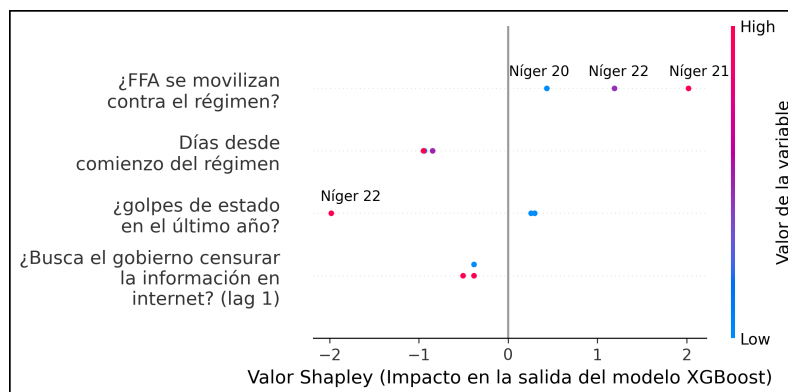


Figura 10: Shapley values para predicción Níger 2020-2022 (XGBoost)

En la figura 10 no parece haber diferencias significativas: en tres de las cuatro variables los tres casos figuran cercanos y con el mismo signo. Sí resulta interesante que el lag 1 de la variable objetivo (¿golpes de estado en el último año?) lógicamente separa al caso de Níger en 2022, pero no parece influir en el resultado final.

El segundo caso que evaluaremos es el de Afganistán en 2021, el cual generó discrepancias entre los datos y la variable objetivo, si bien uno de los modelos logró predecirlo bien.

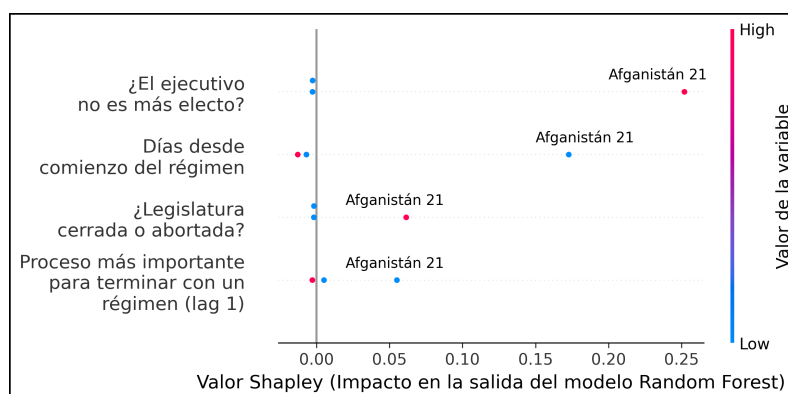


Figura 11: Shapley values para predicción Afganistán 2021 (Random Forest)

Lo que se observa con claridad en la figura 11 es que la cuatro variables separaron sensiblemente el caso de Afganistán en 2021 del resto de los años. Esto llevó a Random Forest a predecir incorrectamente este año como uno en el que se generó un golpe.

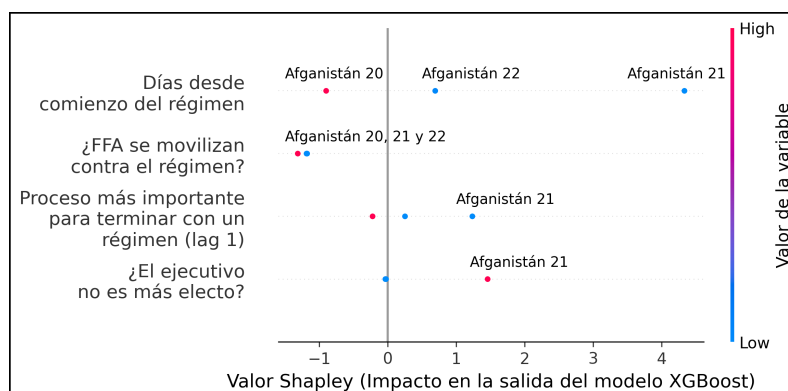


Figura 12: Shapley values para predicción Afganistán 2021 (XGBoost)

El caso de la figura 12 presenta mayores sutilezas. Si bien también los días desde el comienzo del régimen separa al año 2021 del resto, las últimas dos variables presentan a los tres casos mucho más cercanos. Además, la variable que evalúa si las FFAA se movilizan contra el régimen muestra tres valores muy parecidos (lo cual lo hace incluso imperceptible para la visualización).

Como conclusión de esta sección, podemos aseverar que ambos algoritmos logran un piso de performance apreciable para poder predecir la presencia de golpes de estado en un país y año en particular. Sin embargo, XGBoost demostró una mayor capacidad para predecir casos complejos, en los que (como se demostró observando la variable del cuadro 5) los expertos de V-Dem parecen no llegar a un acuerdo con Powell y Thyne. De todas formas, ambos algoritmos tienen grandes dificultades para predecir golpes de estado que no fueron exitosos. Probablemente se deba a que le dan relevancia a atributos que describen no sólo un golpe de estado, sino que también un cambio de régimen. El atributo que más sobresale es la cantidad de días desde que comenzó el régimen, el cual permite evidenciar la idea anterior. Estos algoritmos también recurrieron a variables que describen la interacción entre las fuerzas armadas y el poder ejecutivo, así como variables asociadas a la educación política en las escuelas.

En la siguiente sección, compararemos las métricas de ambos modelos con los del artículo de Cebotari et al (2024) para el FMI; así como las valores Shapley de las variables relevantes en ambos casos. También expondremos las limitaciones de este trabajo, tanto en los datos trabajados como en la metodología utilizada para replicar el trabajo del FMI. Por último, vincularemos las variables destacadas por los algoritmos con los enfoques expuestos en el marco teórico.

5. Discusiones

En esta sección pondremos a dialogar los resultados de este trabajo de diversas maneras. En primer lugar, en línea con el objetivo principal del trabajo, compararemos las métricas de los modelos con los expuestos en el artículo del FMI por Cebotari et al (2024). Luego, expondremos las variables importantes de los algoritmos a la luz del marco teórico y el estado del arte. Finalmente, analizaremos las limitaciones de este trabajo y propondremos recomendaciones para futuros trabajos.

5.1. Comparación con el artículo del FMI

Como fue expuesto en las secciones anteriores, el primer objetivo de este trabajo evaluar la performance de los modelos entrenados con los datos de la fundación Varieties of Democracy en comparación con el modelo entrenado en el artículo de Cebotari et al para el FMI con alrededor de 10 fuentes de información. Si bien en el apartado metodológico, Cebotari et al (2024) describen que algoritmos utilizan, en qué periodo de tiempo y qué hiperparámetros fueron optimizados; no muestran cuál fue el algoritmo ganador qué se utilizó para el análisis de resultados. A continuación, mostraremos las principales métricas de performance que expone el trabajo de Cebotari et al.

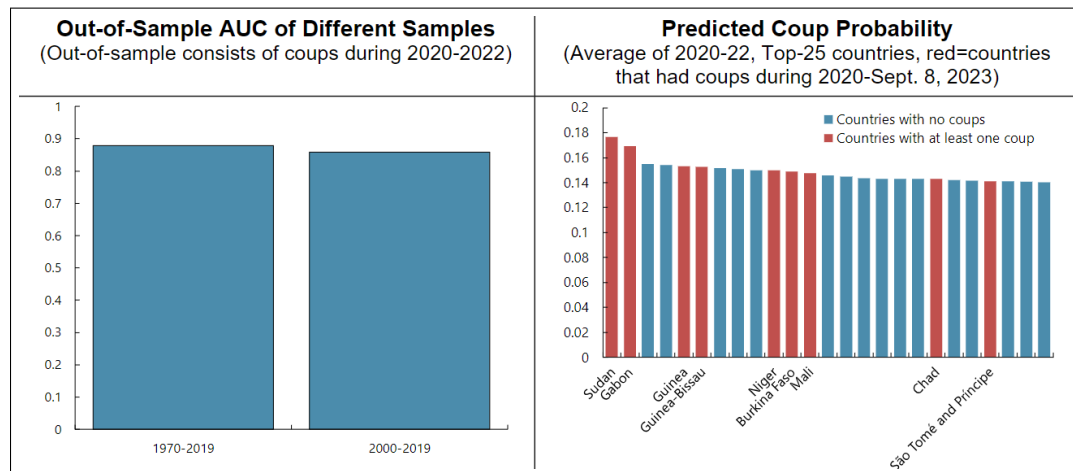


Figura 13: Performance del modelo FMI (Cebotari et al., 2024)

La figura 13 muestra dos visualizaciones: la de la izquierda muestra el área bajo la curva del modelo entrenado con dos conjuntos de entrenamiento, con datos de entre 1970 a 2019 y otro solo con datos de entre 2000 a 2010. La figura de la derecha, en cambio muestra la probabilidad promedio de cada país entre 2020 y 2022, marcando en rojo los países que efectivamente sufrieron un golpe de Estado en alguno de esos años. Con respecto a la métrica del área bajo la curva ROC (AUC), el modelo de Cebotari obtuvo alrededor de 0,88 para el conjunto de entrenamiento entre 1970 y 2019. En cambio el modelo Random Forest y XGBoost obtuvieron ambos un AUC de alrededor 0,75. Para poder comparar la figura de la derecha replicaremos el análisis en ambos algoritmos.

El modelo del FMI logra incluir en ese top 25 a todos los Estados en donde hubo un golpe entre 2020 y 2023, con la sola excepción de Birmania/Myanmar. Además, la probabilidad asignada para todos estos casos va disminuyendo de manera suave, a tal punto de que la posición 1 tiene una probabilidad de casi 0,18 mientras que la posición 25 tiene una probabilidad de alrededor de 0,15. Con respecto a nuestro algoritmo Random Forest, este si logra incluir en el top 17 a todos los países que sufrieron un golpe entre 2020 y 2022, si bien falla en incluir el golpe futuro de Gabón en 2023, así como los tres golpes de Estado fallidos de Guinea-Bisáu, Níger y Santo Tomé y Príncipe. No es el caso de XGBoost, quien no solo logra incluir a Gabón, sino que justo después de ese caso la probabilidad de asignar a ese país un golpe de Estado se desploma a casi cero. En definitiva, si bien el artículo de Cebotari et al no explicita los verdaderos positivos y falsos positivos; podemos inferir que lo que genera que su algoritmo alcance valores tan altos es que logra predecir correctamente a los golpes de Estado fallidos.

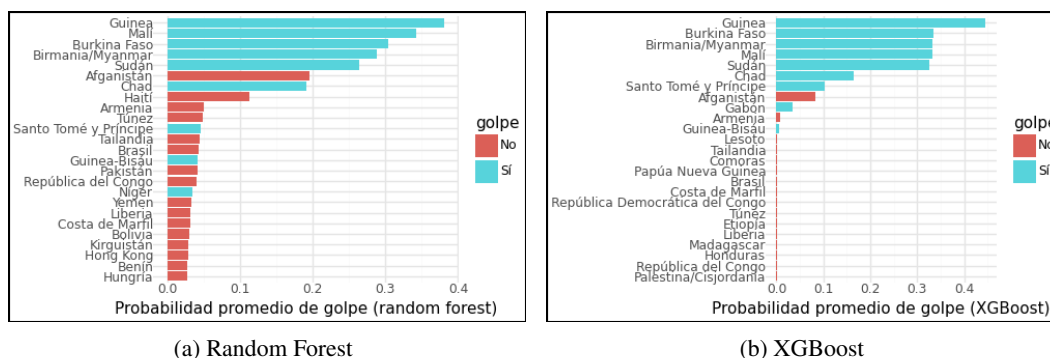


Figura 14: Probabilidad promedio de golpe de Estado por país (Random Forest y XGBoost)

A continuación, observaremos los valores Shapley que obtuvieron las variables más importantes en el modelo de Cebotari et al (2024) en la figura 15³. Como resulta lógico, en esta visualización figuran algunas variables que son ajenas al ámbito político institucional, como la proporción de adultos mayores (*Share of elder Population*), el crecimiento real del PBI (*Real GDP growth*) o los ingresos per cápita (*Income per capita*). Sin embargo, también figuran variables equivalentes a las que observamos en nuestros algoritmos. Por ejemplo, la variable Años desde el último golpe (*Years since last coup*) es equivalente a la variable que mide la cantidad de días desde el comienzo del régimen, el cual figura entre las dos variables con valores Shapley más altos en la figura 7 y 8. Con una relación menos directa, también podemos mencionar el grado de democratización (*Degree of Democratization*), el gasto militar (*Military Expenditure*) y la cantidad de golpes anteriores (*Number of Coups Before*); los cuales guardan similitud con variables de la base de datos V-Dem. Incluso podrían generarse estas variables en futuros trabajos en la etapa de ingeniería de atributos.

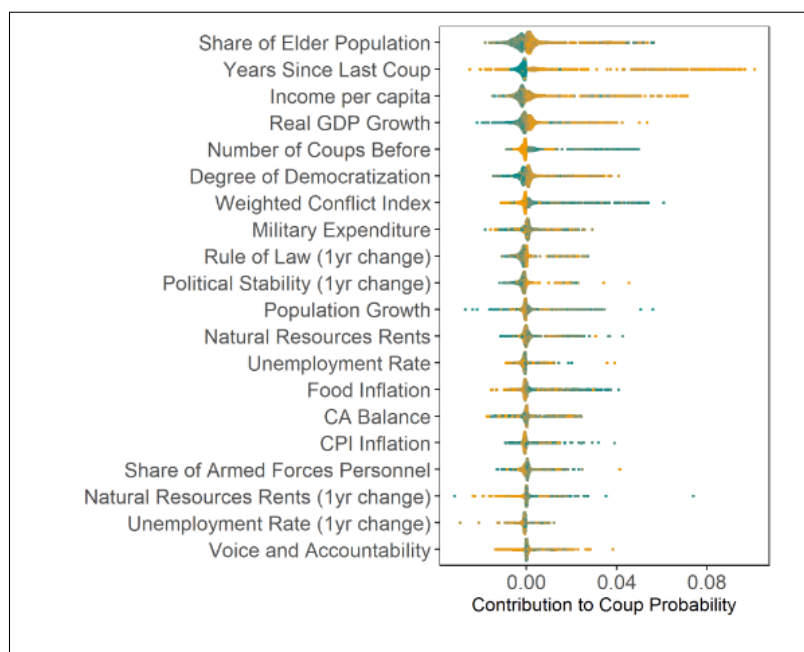


Figura 15: Shapley values para modelo FMI (Cebotari et al., 2024)

Como conclusión general de esta sección, el algoritmo generado por Cebotari et al demuestra una mayor performance a la hora de predecir golpes de Estado en un año y país en particular. En especial,

³Valores cercanos al amarillo indican un bajo valor de la variable, mientras que valores cercanos al verde indican un valor alto.

goza de mayor poder de predicción para los intentos fallidos. Se puede inferir que esta mayor capacidad predictiva surge del amplio abanico de atributos con los que cuenta su base de datos, que provienen de diversas fuentes externas y que describen fenómenos políticos, económicos, sociales y poblacionales. De todas formas, no es banal destacar que el hecho de que el trabajo del FMI haya incluido tantas fuentes externas hace más probable que existan serias dificultades para replicar el trabajo en años futuros. En cambio, en nuestro trabajo nos cercioramos de excluir del entrenamiento atributos ajenos a la encuesta desarrollada todos los años por la fundación Varieties of Democracy. De esa manera, tenemos mayor confianza de poder replicar este trabajo en el futuro en la medida de que la encuesta y la fundación que la respalda continúen realizando su trabajo.

5.2. Análisis teórico de los resultados

En esta sección haremos una breve reflexión teórica sobre las variables destacadas por los tres algoritmos (XGboost, Random Forest y el presentado por Cebotari et al (2024)). En primer lugar podemos destacar la variable que indica los días desde el comienzo del régimen, el cual figura tanto en XGBoost como en Random Forest como uno de los principales atributos a considerar para sus predicciones. Como contraparte también figura en XGBoost y en el algoritmo del FMI la presencia de golpes en años anteriores. Lo que se puede rescatar de estos atributos es que una democracia que logra perdurar en el tiempo ininterrumpidamente se vuelve cada vez menos propensa a sufrir interrupciones institucionales en forma de golpe de Estado.

Otro tipo de variables se relacionan de manera más obvia con la variable objetivo, como la interrupción de la legislatura o que el poder ejecutivo no sea más electo. De todas formas, esto le imprime un sesgo democrático a los algoritmos, en el sentido de que esperan que los golpes de Estado se realicen contra democracias y no contra dictaduras. De forma no tan directa, el algoritmo XGBoost nos hace llamar la atención sobre la declaración de un estado de emergencia, el cual augura una fuerte inestabilidad política en el país que es declarada.

Adicionalmente, destacan las variables asociadas al poder relativo de las fuerzas armadas sobre el gobierno, así como por su nivel de movilización contra el gobierno. El algoritmo del FMI también agrega el porcentaje de personal militar por sobre la población y el gasto militar del Estado. Sin ser una novedad, esta información coloca a las fuerzas armadas como actores ineludibles en cualquier interrupción del orden constitucional

Otro punto de interés es la presencia de variables asociadas a la educación primaria y secundaria, así como de la presencia de enseñanza sobre valores políticos. Este tipo de atributos respaldan los postulados de Lipset (1959). Siguiendo su línea de pensamiento, un fortalecimiento de la enseñanza de valores políticos en la población asegura el fortalecimiento de la legitimidad de un régimen democrático, uno de los dos pilares junto con la eficacia para que una democracia se mantenga en el tiempo.

Como último aporte, no quisieramos dejar de mencionar la presencia del crecimiento real del PBI en el algoritmo desarrollado por Cebotari et al (2024), fundamentalmente porque contradice las teorías esbozadas por Huntington (1968) de que el acelerado crecimiento económico genera inestabilidad política.

En síntesis, los algoritmos entrenados en este trabajo no tienden a dialogar de manera directa con los postulados de los autores citados en el marco teórico. Esto sucede fundamentalmente porque los datos de la base de datos utilizadas son inherentes al ámbito político institucional, mientras que los teóricos sociales buscan explicaciones más amplias y multicausales, que involucren procesos no solo políticos sino también económicos, sociales y culturales.

5.3. Limitaciones

En esta sección mostraremos las limitaciones que ha encontrado este trabajo para lograr el objetivo de reproducir el artículo de Cebotari et al (2024) y lograr un algoritmo que prediga igual o mejor en términos del área bajo la curva ROC. En primer lugar, a la hora de optimizar hiperparámetros, el artículo no indica en qué rangos de hiperparámetros se manejaron; lo cual implicó que se haya tenido que trabajar con rangos amplios de los mismos, volviéndolo más costoso computacionalmente. Esto generó problemas particularmente con Random Forest, ya que es un algoritmo que suele tardar

varios minutos en entrenarse dependiendo del valor de los hiperparámetros que se optimizaron en el artículo.

En segundo lugar, fue recurrente la incapacidad de ambos algoritmos para predecir golpes de Estado fallidos. Esto parece ser indicador de que los datos de V-Dem no logran dar suficientes señales de que un golpe intentó perpetrarse infructuosamente en un momento determinado.

Después, la capacidad computacional limitada con la que se podía disponer impidió que se pudiera explorar la utilización de todas las variables del conjunto de datos, puesto que se quitaron algunas versiones de las mismas variables para incorporar sus variantes lag (especulando con que tendrían mayor valor para la predicción). Por último, si bien no se condice con el objetivo de reproducir el artículo del FMI, el conjunto de datos de V-Dem cuenta con información anterior a 1970, la cual de haberse utilizado podría haber generado algoritmos con mayor capacidad predictiva.

6. Conclusiones

En este trabajo se buscó reproducir hallazgos del artículo de Cebotari et al (2024) para el Fondo Monetario Internacional, utilizando los mismos algoritmos (Random Forest y XGBoost), optimizando los mismos hiperparámetros y utilizando la misma variable objetivo (golpes de Estado en un país y año en particular, según la base de datos de Powell y Thyne (2011)). La diferencia de este trabajo radicó en utilizar otro conjunto de datos para entrenar los algoritmos, de manera de evaluar el poder predictivo sobre golpes de Estados de variables exclusivamente políticas e institucionales.

Con respecto a los resultados obtenidos, ambos algoritmos lograron un piso de performance de alrededor del 0,75 por ciento del área bajo la curva ROC. XGBoost logró imponerse sobre Random Forest apenas por predecir correctamente como negativo el caso de Afganistán en 2021 (cuadro 2). Este caso en particular, por el valor de las variables más destacadas por Random Forest, figura como un caso particularmente conflictivo entre los expertos que construyeron los datos de V-Dem para ese año, quienes dieron muchas señales para categorizar ese año como uno en donde sucedió un golpe de Estado, y la variable objetivo construida con los datos de Powell y Thyne que indican lo contrario. De todas formas, algo común en ambos algoritmos fue la incapacidad de predecir golpes de Estado fallidos ocurridos durante la serie del conjunto de testeo (2020-2022). Este hallazgo nos hace cuestionar la calidad de los datos para predecir este subtipo de hechos políticos.

Luego, se evaluaron los valores Shapley de ambos algoritmos (figuras 7 y 8), en donde se destacaron las variables asociadas a la duración del régimen, al poder relativo de las fuerzas armadas frente al poder ejecutivo, el nivel educativo de la población y la formación política incluida, así como la declaración de estados de emergencia. Para profundizar el análisis de los valores Shapley, tomamos dos casos particulares: Níger en 2021, el cual ambos algoritmos fallaron en predecirlo como golpe de Estado; y Afganistán en el mismo año, en donde solo XGBoost logró predecirlo correctamente. En el caso de Níger, al visualizar los valores Shapley se observa con claridad como los dos algoritmos fallan en separar el caso de este país en 2021 de los otros dos años (figuras 9 y 10). Con respecto a Afganistán, se observa cómo Random Forest separa fuertemente la situación de este país en 2021 con respecto al mismo país en 2020 y 2021 (figura 11); mientras XGBoost, si bien cuenta también con valores Shapley que separan este caso del resto, se apoya en otras variables importantes para el algoritmo que acercan lo suficiente los tres años del país para predecirlo correctamente como caso negativo (figura 12).

Acto seguido, pusimos a dialogar los resultados con los del artículo de Cebotari et al. Si bien el artículo no muestra con claridad el valor de la métrica de performance ni de las probabilidades asignadas a cada caso, las figuras del artículo (figura 13) muestran con claridad que el área bajo la curva de su algoritmo figura apenas por debajo del 90 por ciento del área bajo la curva, por encima de los valores obtenidos por los algoritmos de este trabajo. De estos resultados inferimos que el algoritmo del artículo para el FMI tiene una mayor capacidad de predecir intentos de golpes de Estado fallidos. También evaluamos brevemente los valores Shapley del algoritmo de Cebotari (figura 15), encontrando similitudes entre las variables destacadas por ambos trabajos, si bien lógicamente destaca variables exógenas al ámbito político y más asociadas a la economía y la demografía.

Finalmente, se esbozó un intento de vinculación de los resultados con los postulados expuestos en el marco teórico. El principal inconveniente de esta sección fue que los autores traídos a la discusión intentaron generar teorías que incluyen variables que exceden el ámbito político, como la economía,

la demografía o el capital humano. De todas formas, se encontraron vasos comunicantes entre las variables importantes de Random Forest asociadas a la educación (figuras 5 y 7) con la teoría de la modernización expuesta con Lipset (1959).

El hecho de haber realizado un trabajo acotado a la metodología utilizada por un artículo anterior nos limitó en lo que respecta al entrenamiento de los algoritmos y la optimización de hiperparámetros, así como es probable que haya restringido la capacidad de predicción, puesto que el conjunto de datos de V-Dem cuenta con muchos más años que los utilizados en el trabajo del FMI. De todas formas, estas limitaciones nos presentan muchas posibilidades para trabajos futuros, puesto que implica modificar distintos aspectos metodológicos, ya sea para mejorar la performance predictiva de los modelos como para ganar capacidad explicativa. En primer lugar, se pueden incorporar otro tipo de algoritmos. Un ejemplo es LightGBM, un algoritmo de boosting que es el principal competidor a XGBoost para ganar poder predictivo. También es posible buscar buenas predicciones con algoritmos menos complejos, como la regresión logística, que además permite explicar de manera mucho más precisa las variables que influyen en la predicción con la sola utilización de sus parámetros.

Adicionalmente, se puede ampliar la optimización de hiperparámetros. En este trabajo solo se optimizaron un par en cada algoritmo, cuando se podría intentar optimizar todos. XGBoost en particular cuenta con alrededor de 20 hiperparámetros que se podrían utilizar. Además, al utilizar una optimización bayesiana con una cantidad de iteraciones fija, la cantidad de tiempo invertido no crecería tanto puesto que el algoritmo se encargaría de maximizar el área bajo la curva lo antes posible en esa cantidad de iteraciones.

Otra línea de investigación implica mejorar la cantidad y calidad de datos. El conjunto de datos de V-Dem cuenta con información de calidad sobre todo el siglo xx hasta la actualidad, incluyendo incluso variables histórica hasta 1789. Eso, sumado a la incorporación de otras versiones de las variables (promedios, desvíos estándar, entre otros) darían más poder de predicción a los algoritmos. Alternativamente, se podría diseñar un problema de clasificación múltiple, que sortee el problema que encontraron los algoritmos para predecir golpes fallidos. De esa manera se podría codificar como 0 si no sucedió un golpe, como 1 si fue un golpe fallido y como 2 si fue un golpe exitoso.

Por último, si bien intentamos predecir golpes de Estado, el enfoque del trabajo impide generar predicciones para el futuro; por lo que nos focalizamos en generar explicaciones sobre golpes en el pasado reciente. Si quisiéramos predecir golpes para el año actual, deberíamos contar con una enorme cantidad de variables que toman tiempo en codificarse y que se suelen publicar hacia el final del año. Por ese motivo, se podría rediseñar la variable objetivo, adelantando una n cantidad de años la columna objetivo, para que cuando se evalúa el modelo en el conjunto de testeo, en realidad se esté prediciendo si sucederá un golpe en cierta cantidad de años. De esa manera se le podría dar un uso práctico a los algoritmos además de uno meramente académico.

En definitiva, y más allá de las limitaciones encontradas, podemos considerar que el trabajo tuvo un resultado satisfactorio. Si bien, no alcanzó el nivel predictivo del artículo de Cebotari et al, si tuvo una performance muy buena para predecir golpes de Estado exitosos. Además, gracias a los valores Shapley pudimos detectar rápidamente qué valores intervinieron en la generación de predicciones, lo cual gana especial relevancia dado que trabajamos con un conjunto de datos de miles de atributos que pueden ser difíciles de destacar para evaluar el nivel democrático o la estabilidad institucional en un análisis descriptivo tradicional.

7. Anexo

7.1. Código

La totalidad del código así como este documento en formato latex y PDF se encuentran en un repositorio abierto de Github de José Saint Germain ([Acceso al repositorio](#)). En el mismo se describe la secuencia de códigos a correr para la obtención de datos, la ingeniería de atributos, la optimización bayesiana, la corrida final, el análisis exploratorio de datos y el análisis de resultados de los algoritmos.

7.2. Gráficos y cuadros adicionales

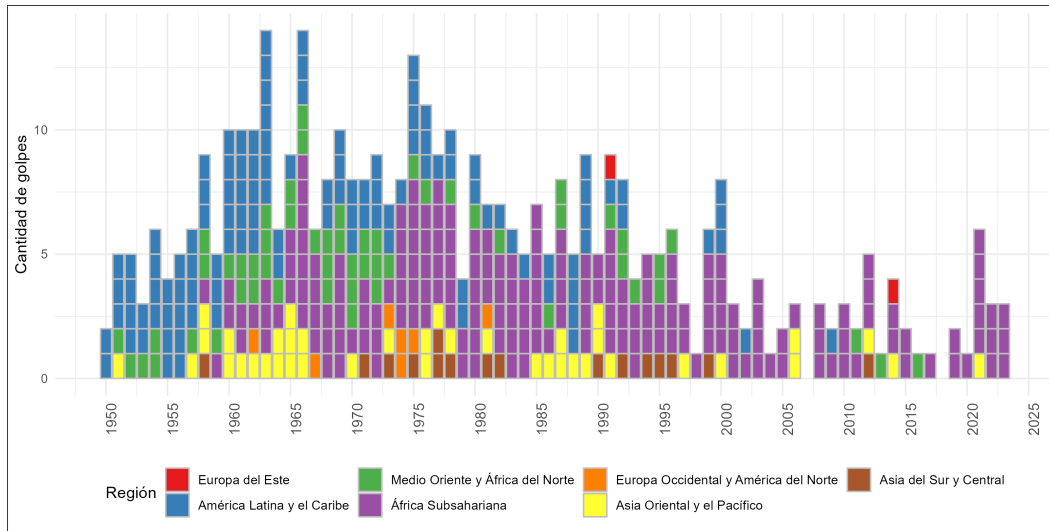


Figura 16: Conteo de golpes por año y región (Powell y Thyne, 2011)

Variable	Descripción
v2regdur	Días desde comienzo del régimen
v2regendtypems_0_lag_1	¿El régimen terminó por un golpe de estado? (lag 1)
v2x_hosinter	¿El ejecutivo no es más electo?
v2xlg_leginter	¿Legislatura cerrada o abortada?
v2regendtype_lag_1	Proceso más importante para terminar con un régimen (lag 1)
v2x_ex_military	Influencia de las FFAA sobre el Poder Ejecutivo
v2regoppgroupsact_5	¿FFA se movilizan contra el régimen?
coup_lag_1	¿golpes de estado en el último año?
v2x_ex_military_lag_1	Influencia de las FFAA sobre el Poder Ejecutivo (lag 1)
v2expathhs	¿Cómo llega el jefe de estado al gob?
v2regendtype_lag_5	¿Qué proceso fue el más importante en el fin del régimen? (lag 5)
v2clpolcl_lag_1	Libertad para todos los grupos políticos
v2csanmvch_2_lag_10	Grupos antisistema que mezclan métodos legales e ilegales (lag 10)
v2juhcind	Decisiones importantes de la Corte Suprema alineadas con el gobierno
v2exfxtmhs_lag_1	Duración máxima del mandato del jefe de Estado (lag 1)
v2edpoledprim_lag_5	¿Se enseña en la primaria contenidos con valores políticos? (lag 5)
v2elpeace	Violencia durante período electoral
v2pesecsch	Porcentaje de población en escuela secundaria
v2lgqugent	Cuota femenina en la cámara baja (o cámara única)
v2ellostlg	Bancas obtenidas por el partido más grande en la última elección
v2casoe_1	Emergencia nacional: no declarada pero medidas preparatorias tomadas
v2casoe_4	Declaración de estado de emergencia nacional por conflicto armado
v2casoe_6	Declaración de estado de emergencia nacional por otros motivos
v2exagehos_lag_5	Año de nacimiento del jefe de estado (lag 5)
v2elvotbuy_lag_1	¿Hubo evidencia de compra de votos en la última elección? (lag 1)
v2asuffrage	Porcentaje de adultos con derecho a votar mayores que la edad mínima
v2mecenefi_lag_1	¿Busca el gobierno censurar la información en internet? (lag 1)

Cuadro 10: Nombre original de variables y su descripción

Referencias

- Lipset, S. M. (1959). Some social requisites of democracy: Economic development and political legitimacy. *American political science review*, 53(1), 69-105.
- Huntington, S. P. (1968). *Political order in changing societies*. Yale university press.
- O'donnell, G. (1972). Modernización y autoritarismo.
- Cardoso, F. H., & Faletto, E. (1979). *Dependencia y desarrollo en América Latina*. Siglo XXI México.
- Burman, P., Chow, E., & Nolan, D. (1994). A Cross-Validatory Method for Dependent Data. *Biometrika*, 81(2), 351-358. Consultado el 1 de mayo de 2024, desde <http://www.jstor.org/stable/2336965>
- Przeworski, A., Alvarez, M. E., Cheibub, J. A., & Limongi, F. (2000). *Democracy and Development: Political Institutions and Well-Being in the World, 1950-1990*. Cambridge University Press.
- Racine, J. (2000). Consistent cross-validatory model-selection for dependent data: hv-block cross-validation. *Journal of Econometrics*, 99(1), 39-61. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(00\)00030-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0304-4076(00)00030-0)
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32. <https://doi.org/http://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Strumbelj, E., & Kononenko, I. (2010). An Efficient Explanation of Individual Classifications using Game Theory. *The Journal of Machine Learning Research*, 11, 1-18.
- Powell, J. M., & Thyne, C. L. (2011). Global Instances of Coups from 1950 to 2010: A New Dataset. *Journal of Peace Research*, 48(2), 249-259.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd international conference on knowledge discovery and data mining*, 785-794. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.02754>
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan & R. Garnett, Eds.). 30. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf
- Cebotari, A., Chueca-Montuenga, E., Diallo, Y., Ma, Y., Turk, R., Xin, W., & Zavarce, H. (2024). *Political Fragility: Coups d'État and Their Drivers*. IMF Working Paper 24/34. <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2024/02/16/Political-Fragility-Coups-dtat-and-Their-Drivers-544943>
- Coppedge, M., Gerring, J., Knutsen, C. H., Lindberg, S. I., Teorell, J., Marquardt, K. L., Medzihorsky, J., Pemstein, D., Fox, L., Gastaldi, L., Pernes, J., Rydén, O., von Römer, J., Tzelgov, E., Wang, Y.-t., & Wilson, S. (2024). "V-Dem Methodology v14" *Varieties of Democracy (V-Dem) Project* (Report). <https://v-dem.net/data/reference-documents/>
- Coppedge, M., Gerring, J., Knutsen, C. H., Lindberg, S. I., Teorell, J., Altman, D., Angiolillo, F., Bernhard, M., Borella, C., Cornell, A., Fish, S. M., Fox, L., Gastaldi, L., Gjerløw, H., Glynn, A., God, A. G., Grahn, S., Hicken, A., Kinzelbach, K., ... Ziblatt, D. (2024). *V-Dem Dataset v14* Varieties of Democracy (V-Dem) Project* (Report). <https://doi.org/https://doi.org/10.23696/mcwt-fr58>