
Entrega 3: Introducción y Resultados

José Saint Germain
joesg998@gmail.com

1 **Índice**

2	1. Introducción	2
3	1.1. Motivación	2
4	1.2. Objetivos	2
5	2. Marco Teórico	2
6	2.1. Introducción	2
7	2.2. La Teoría de la Modernización	2
8	2.3. La Dependencia y el Subdesarrollo	2
9	2.4. Transiciones y Estabilidad Política	3
10	2.5. Datos Empíricos y Nuevas Perspectivas	3
11	2.6. Factores Sociales y Movimientos Populares	3
12	2.7. Otras Perspectivas Teóricas	3
13	3. Metodología	4
14	3.1. Algoritmos de predicción	4
15	3.2. Métrica de evaluación	4
16	3.3. Optimización de hiperparámetros	4
17	3.4. Block-time-series cross-validation	5
18	3.5. Valores Shapley	5
19	3.6. Análisis Exploratorio de Datos	5
20	4. Resultados y discusión	8
21	5. Anexo	9

22 1. Introducción

23 El objetivo de este trabajo es lograr entrenar un modelo de aprendizaje automático que logre predecir
24 de manera aceptable golpes de estados durante los años 2020 a 2022 en todos los países del mundo
25 a partir de la utilización de la base de datos provista por la fundación Varieties of Democracy (V-
26 Dem) Coppedge, Gerring, Knutsen, Lindlberg et al., 2024, así como tener una noción acabada de la
27 importancia de las distintas variables que componen esta base de datos para la correcta predicción de
28 la variable objetivo. Para llevar a cabo este último objetivo se utilizaran tanto los mismos componentes
29 de los algoritmos (importancia de atributos) como la de los valores Shapley.

30 1.1. Motivación

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

36 1.2. Objetivos

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

47 2. Marco Teórico

48 2.1. Introducción

49 El estudio de los golpes de estado y los procesos de democratización ha sido una preocupación central
50 para los científicos políticos durante décadas. La comprensión de estos fenómenos se ha desarrollado
51 a través de diversas escuelas y teorías, cada una aportando perspectivas únicas sobre los factores que
52 los precipitan. Este marco teórico explora el desarrollo histórico del estudio de los golpes de estado y
53 la democratización, destacando las principales variables económicas, sociales y políticas que influyen
54 en estos procesos.

55 2.2. La Teoría de la Modernización

56 El estudio de los golpes de estado y la democratización ganó prominencia con la teoría de la moder-
57 nización, destacada por Seymour Martin Lipset en su influyente obra de 1959. Lipset Lipset, 1959
58 argumentó que el desarrollo económico y la modernización son fundamentales para la estabilidad
59 política y la consolidación democrática. Según Lipset, niveles altos de desarrollo económico, edu-
60 cación y urbanización fomentan valores democráticos y disminuyen la probabilidad de golpes de
61 estado. Esta perspectiva resalta variables como el PIB per cápita y la desigualdad económica como
62 indicadores clave.

63 2.3. La Dependencia y el Subdesarrollo

64 En contraste con la teoría de la modernización, las teorías de la dependencia, como las propuestas
65 por Cardoso y Faletto Cardoso y Faletto, 1979, enfatizan cómo la dependencia económica externa
66 y el subdesarrollo estructural afectan la estabilidad política. En América Latina, por ejemplo, la
67 dependencia de mercados internacionales y la desigualdad interna pueden generar tensiones que

debilitan los regímenes políticos, aumentando la susceptibilidad a golpes de estado. Estas teorías sugieren que las variables como la estructura económica y la dependencia externa son cruciales para entender la dinámica política.

2.4. Transiciones y Estabilidad Política

En los años 70 y 80, la atención se desplazó hacia las transiciones políticas y la estabilidad institucional. Samuel P. Huntington, en *Political Order in Changing Societies* Huntington, 2006, argumentó que las sociedades en transición son particularmente vulnerables a la inestabilidad y los golpes de estado. Huntington sugirió que el ritmo del cambio social y político puede superar la capacidad de las instituciones para adaptarse, creando un vacío de poder y oportunidades para golpes de estado. Esta perspectiva destaca la importancia de variables como la estabilidad política, la cohesión institucional y la capacidad del gobierno.

Juan Linz y Alfred Stepan, en *The Breakdown of Democratic Regimes* Linz y Stepan, 1978, también analizaron las condiciones que llevan al colapso de los regímenes democráticos. Ellos enfatizaron la importancia de la legitimidad política y la efectividad gubernamental. Un régimen que no logra mantener la autoridad y proveer servicios públicos puede perder apoyo y ser vulnerable a golpes. Variables como la legitimidad política, la eficacia gubernamental y la corrupción son esenciales en este análisis.

2.5. Datos Empíricos y Nuevas Perspectivas

En los últimos años, el enfoque empírico ha ganado terreno con la compilación de datos detallados sobre golpes de estado. Powell y Thyne Powell y Thyne, 2011 proporcionaron un conjunto de datos exhaustivo sobre incidentes de golpes entre 1950 y 2010, identificando factores como la represión gubernamental, la competencia política y las características del liderazgo como variables cruciales. Este enfoque permite un análisis cuantitativo riguroso y la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para predecir golpes de estado.

2.6. Factores Sociales y Movimientos Populares

El trabajo de Guillermo O'Donnell y colaboradores O'Donnell et al., 1986 sobre las transiciones desde regímenes autoritarios subraya la importancia de los movimientos sociales y las élites políticas. Las tensiones sociales, los conflictos étnicos y las divisiones dentro de las fuerzas armadas son factores que pueden precipitar un golpe de estado. La polarización social y la fragmentación política, como señalan Mainwaring y Pérez-Liñán Mainwaring y Pérez-Liñán, 2015 en su análisis de la deriva democrática en América Latina, crean un ambiente propicio para medidas extremas como los golpes.

2.7. Otras Perspectivas Teóricas

Barrington Moore, Jr., en *Social Origins of Dictatorship and Democracy* Moore, 1966, ofrece una visión histórica sobre cómo las trayectorias de desarrollo económico y social pueden llevar a diferentes formas de gobierno, incluyendo democracias y dictaduras. Su análisis sugiere que la estructura agraria y las relaciones de clase son variables clave.

Adam Przeworski y colaboradores Przeworski et al., 2000 proporcionan un análisis cuantitativo sobre cómo las instituciones políticas y el desarrollo económico afectan la democratización. Su trabajo resalta la importancia de la interacción entre las estructuras económicas y las dinámicas políticas en la estabilidad del régimen.

Daron Acemoglu y James A. Robinson, en *Why Nations Fail* Acemoglu y Robinson, 2012, argumentan que las instituciones inclusivas son fundamentales para el desarrollo y la estabilidad política, mientras que las instituciones extractivas pueden llevar a la inestabilidad y los golpes de estado. Variables como la inclusión institucional y la distribución del poder son esenciales en su análisis.

Theda Skocpol Skocpol, 1979 y Ted Robert Gurr Gurr, 1970 también aportan valiosas perspectivas sobre cómo las estructuras estatales y la privación relativa pueden llevar a la violencia política y los golpes de estado, subrayando la importancia de las tensiones sociales y las expectativas no satisfechas.

La evolución del estudio de los golpes de estado y la democratización refleja una rica interacción de teorías y enfoques. Desde las teorías de modernización y dependencia hasta los análisis de transiciones

117 y datos empíricos, cada perspectiva ha aportado valiosas ideas sobre las variables que influyen en estos
118 procesos. El desarrollo económico, la legitimidad política, la estabilidad institucional, la cohesión
119 social y las dinámicas de poder son factores interrelacionados que determinan la susceptibilidad
120 de un país a los golpes de estado. Comprender estas variables es esencial para desarrollar modelos
121 predictivos efectivos y para la formulación de políticas que promuevan la estabilidad democrática.

122 **3. Metodología**

123 Puesto que buscamos realizar es experimentar con diferentes datos el mismo trabajo realizado por el
124 FMI (Cebotari et al., 2024), vamos a replicar las mismas técnicas de optimización de hiperparámetros,
125 así como los mismos algoritmos de entrenamiento y de interpretación de resultados.

126 **3.1. Algoritmos de predicción**

127 Los algoritmos que se utilizarán serán Random Forest (Breiman, 2001) y XGBoost (Chen y Guestrin,
128 2016). Ambos algoritmos son modelos de ensamble basados en múltiples árboles de decisión. Un
129 árbol de decisión individual es un modelo predictivo que divide los datos en subconjuntos cada vez
130 más pequeños basándose en una serie de decisiones binarias sobre las características de los datos. En
131 cada nodo del árbol, se selecciona una característica y un umbral para dividir los datos en dos grupos:
132 aquellos que cumplen la condición y aquellos que no. Este proceso se repite de manera recursiva hasta
133 que se alcanza una condición de parada, ya sea un mínimo de muestras en un nodo o una profundidad
134 máxima del árbol.

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

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

148 **3.2. Métrica de evaluación**

149 Adicionalmente, para la evaluación de performance se utilizará el área bajo la curva ROC (AUC). La
150 curva ROC es construida trazando la tasa de verdaderos positivos (la sensibilidad) frente a la tasa de
151 falsos positivos (especificidad) en diferentes umbrales de decisión. El área total de esta curva es la
152 que se utilizará para evaluar la performance del modelo. Tomando valores entre 0.5 y 1. Un valor de
153 AUC de 0.5 indica que el modelo no tiene mayor capacidad predictiva que el puro azar, mientras que
154 un valor cercano a 1 indica que el modelo es capaz de predecir correctamente. Las ventajas de esta
155 métrica son que es insensible al desbalance de clases y que proporciona una evaluación única del
156 rendimiento del modelo en distintos umbrales de decisión.

157 **3.3. Optimización de hiperparámetros**

158 Con respecto al ajuste de hiperparámetros se utilizará la optimización bayesiana. La misma consistirá
159 en 100 iteraciones en donde se buscará el valor óptimo de los siguientes hiperparámetros:

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

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

166 3.4. Block-time-series cross-validation

167 Para evitar el data leakage, en cada iteración de la optimización bayesiana se utilizará la validación
168 cruzada. Sin embargo, como se trabajará con una base de datos de panel, conviene utilizar una versión
169 adaptada: el método *block-time-series cross-validation*, basado en Burman et al., 1994 y Racine,
170 2000. El método aplicado en este caso consiste en generar 5 pares de entrenamiento y validación:
171 1970 - 2009, 2010 - 2011; 1970 - 2011, 2012 - 2013; 1970 - 2013, 2014 - 2015; 1970 - 2015, 2016 -
172 2017; 1970 - 2017, 2018 - 2019. Por lo tanto, cada set de entrenamiento consiste en observaciones
173 desde 1970 hasta un año de corte (2009, 2011, 2013, 2015, 2017) y el set de validación contempla los
174 dos años siguientes del mismo. Una vez realizada la optimización bayesiana, se toman los valores de
175 hiperparámetros que lograron maximizar el AUC y se entrena el modelo con el set de entrenamiento
176 para intentar predecir los golpes de estado entre 2020 y 2022.

177 3.5. Valores Shapley

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

187 3.6. Análisis Exploratorio de Datos

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

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

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

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

217 El nombre de la variable también permite identificar la área temática a la que pertenece:

- 218 ■ ca: Espacio cívico y académico
- 219 ■ cl: Libertad civil
- 220 ■ cs: Sociedad civil
- 221 ■ dd: Democracia directa
- 222 ■ de: Demografía
- 223 ■ dl: Deliberación
- 224 ■ el: Elecciones
- 225 ■ ex: Ejecutivo
- 226 ■ exl: Legitimación
- 227 ■ ju: Poder judicial
- 228 ■ leg: Legislatura
- 229 ■ lg: Legislatura
- 230 ■ me: Medios de comunicación
- 231 ■ pe: Igualdad política
- 232 ■ ps: Partidos políticos
- 233 ■ sv: Soberanía
- 234 ■ st: Estado
- 235 ■ x: Índice (calculado a partir de variables que también se incluyen en la base de datos)
- 236 ■ zz: Cuestionario posterior a la encuesta
- 237 ■ ws: Encuesta de sociedad digital

238 A la base original obtenida desde la librería de V-Dem, se le realizaron los siguientes filtros: en primer
 239 lugar, se removieron todas las variables que no sean las principales, es decir, que no cuenten con
 240 sufijo. De esa manera, se busca reducir el tamaño de la base y así poder agregar nuevas columnas
 241 mediante ingeniería de atributos. En segundo lugar, se filtraron los años superiores a 1950, para
 242 adecuarnos al periodo utilizado en el artículo del FMI. De esa manera, la base filtrada cuenta con
 243 12208 filas y 1460 columnas. Por último, se remueven todas las variables de fuentes externas (cuyo
 244 agrupador comienza con 'e'), las variables pertenecientes a la base histórica (agrupador 'hist') y las
 245 de la encuesta de sistema de partidos políticos; en parte debido a que provienen de fuentes ajenas
 246 a V-Dem que pueden comprometer la completitud futura de los datos y en parte porque algunas de
 247 estas variables cuentan con alta tasa de nulos.

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

254 En segundo lugar, figuran casos contrarios, en donde a partir de determinado año la cantidad de datos
 255 faltantes salta a la totalidad de los casos. En este grupo figuran las variables asociadas a instituciones
 256 y eventos políticos (e13), cuya fuente es un artículo de Przeworski de 2013; las variables cuya
 257 fuente es la base de datos polity V (e14); las variables sobre educación (aumentan los nulos en
 258 algunas variables) (eb1); las variables sobre recursos naturales (eb5), cuya fuente tiene datos hasta

259 2006; las variables sobre infraestructura (eb6); y las relacionadas a conflictos (eb8). En general, esta
260 discontinuidad sucede debido a que la información de estas variables provienen de fuentes externas
261 no gestionadas por V-Dem, las cuales finalizaron su serie en un año puntual. Por último figuran los
262 grupos de variables asociados a la base de datos histórica de v-dem (las que comienzan con hist), lo
263 cual es lógico puesto que esta base busca tomar datos previos a 1900.

264 Consecuentemente, quitaremos del grupo de variables a utilizar aquellas que sean de fuentes externas,
265 ya que de esa manera podemos asegurarnos que contaremos con todas las variables para predecir
266 golpes de estado en años futuros. También quitamos las variables provenientes de fuentes históricas y
267 de las encuestas de sociedad digital, ya que no cuentan con información para toda la serie.

268 Haciendo foco en la variable objetivo, es importante aclarar que en este trabajo no estamos contando
269 la cantidad precisa de golpes de estado sucedidos en un período de tiempo, sino que simplemente
270 relevamos si al menos un golpe de estado sucedió en un país y año determinado. Por lo tanto, si
271 un país sufrió más de un golpe de estado en un año, el mismo será contabilizado una sola vez.
272 Adicionalmente, en este trabajo también se consideran los golpes de estado que no fueron exitosos,
273 es decir, que no lograron derrocar al gobierno en cuestión. De allí se desprende que países como
274 Argentina, que en total ha tenido seis golpes de estado exitosos, figure con el doble de golpes en la
275 figura 1.

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

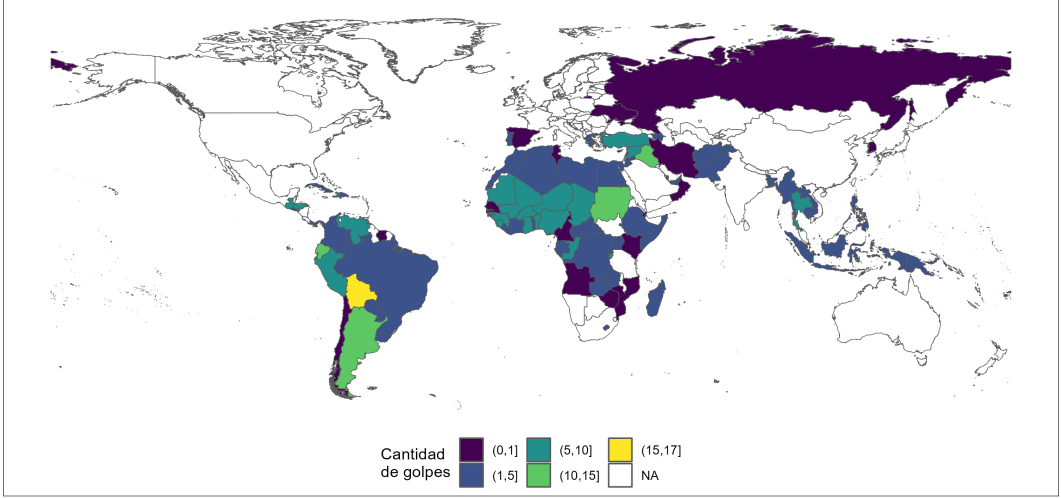


Figura 1: Golpes de estado período (1950-2023) (Powell y Thyne, 2011)

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

284 Desagregando por década se observan algunos cambios, así como la persistencia en algunas regiones.
285 La región del Sahel y varias naciones circundantes fueron persistentemente afectadas por golpes
286 de estado desde los años 60. En América del Sur, en cambio, la presencia casi total de situaciones
287 golpistas en la región se fue acotando a partir de los años 80 hasta finalmente desaparecer en el siglo
288 xxi. Para observar con más detalle y discriminado por años y países se puede ver la figura 3.

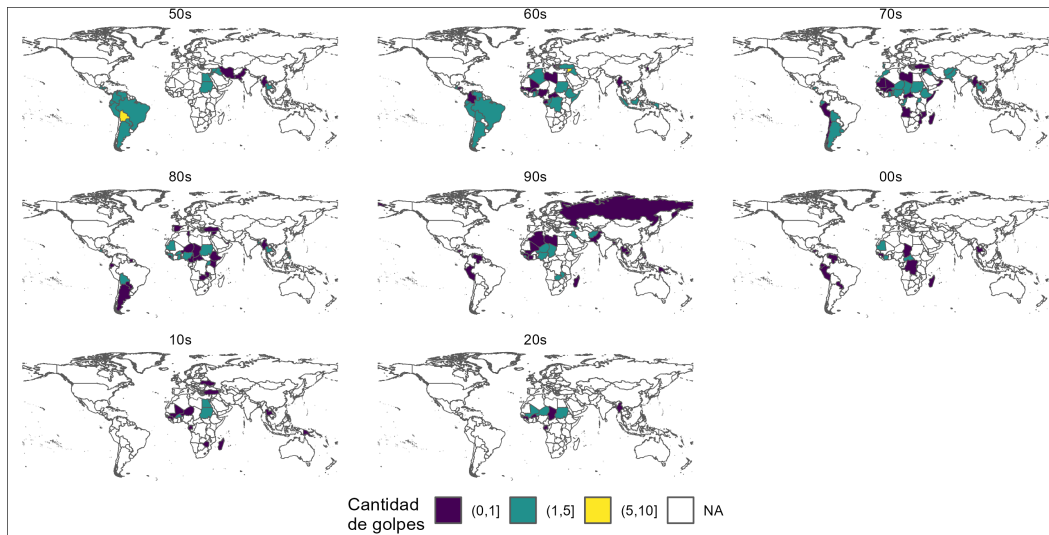


Figura 2: Conteo de golpes por década (Powell y Thyne, 2011)

4. Resultados y discusión

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 53 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 tomó los hiperparámetros del segundo mejor AUC, puesto que la diferencia con el ganador en el score era insignificante, pero el tiempo de cómputo era menos de la mitad.

Una vez seleccionado los mejores hiperparámetros, se procede a entrenar los modelos en el conjunto de entrenamiento final, el cual abarca los registros desde 1950 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 geenal 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	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
2021	0.750000	0.785714	0.830443	0.855718
2022	0.666667	0.750000	0.666667	0.799051

Cuadro 1: Performance por año puntual y acumulado de 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. También esperable, la performance decae en los años siguientes, lo cual también impacta en el valor del AUC acumulada. Lo más destacable es que Random Forest logra una mejor performance que XGBoost en el resto de años, alcanzando un AUC de casi 0.8 y 0.75, respectivamente. Con esta información, se tomó la decisión de continuar el análisis de resultados con Random Forest.

Año	País	¿Hubo golpe?	Predicción	Resultado
2020	Mali	Sí	Sí	Verdadero positivo
2021	Burma/Myanmar	Sí	Sí	Verdadero positivo
2021	Sudan	Sí	Sí	Verdadero positivo
2021	Guinea	Sí	Sí	Verdadero positivo
2021	Chad	Sí	Sí	Verdadero positivo
2022	Burkina Faso	Sí	Sí	Verdadero positivo
2021	Mali	Sí	No	Falso negativo
2021	Niger	Sí	No	Falso negativo
2022	Guinea-Bissau	Sí	No	Falso negativo
2022	Sao Tome and Principe	Sí	No	Falso negativo

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

5. Anexo

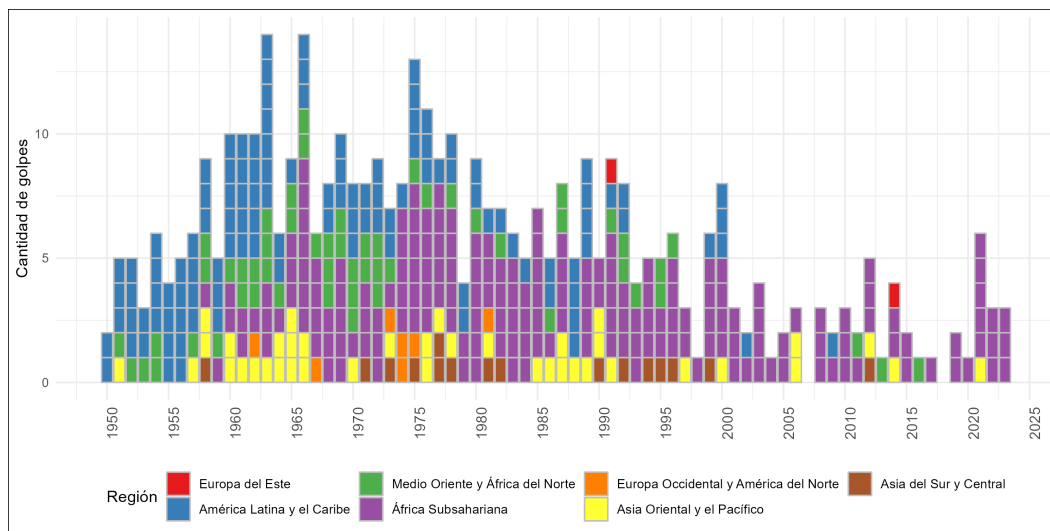


Figura 3: Conteo de golpes por año y región (Powell y Thyne, 2011)

Referencias

- Lipset, S. M. (1959). Some social requisites of democracy: Economic development and political legitimacy. *American political science review*, 53(1), 69-105.
- Moore, B. (1966). *Social Origins of Dictatorship and Democracy: Lord and Peasant in the Making of the Modern World*. Beacon Press.
- Gurr, T. R. (1970). *Why Men Rebel*. Princeton University Press.
- Linz, J. J., & Stepan, A. (1978). *The breakdown of democratic regimes*. Johns Hopkins University Press.
- Cardoso, F. H., & Faletto, E. (1979). *Dependencia y desarrollo en América Latina*. Siglo XXI México.
- Skocpol, T. (1979). *States and Social Revolutions: A Comparative Analysis of France, Russia, and China*. Cambridge University Press.
- O'Donnell, G., Schmitter, P. C., & Whitehead, L. (1986). *Transitions from authoritarian rule: Comparative perspectives* (Vol. 3). JHU Press.
- 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>
- Huntington, S. P. (2006). *Political order in changing societies*. Yale university press.
- 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.
- Acemoglu, D., & Robinson, J. A. (2012). *Why Nations Fail: The Origins of Power, Prosperity, and Poverty*. Crown Publishers.
- Mainwaring, S., & Pérez-Liñán, A. (2015). La democracia a la deriva en América Latina. *POSTData*, 20(2), 0-0.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd interntional 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://doi.org/https://doi.org/10.23696/mcwt-fr58>
- 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>